

## 特別研究報告

題目

脳機能ネットワーク特性に着想を得た  
無線センサーネットワークのトポロジー制御手法の提案と評価

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

石倉 秀

2014年2月14日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

脳機能ネットワーク特性に着想を得た

無線センサーネットワークのトポロジー制御手法の提案と評価

石倉 秀

## 内容梗概

無線センサーネットワークはその応用性の広さから注目を集めており、これまでに様々なアプリケーションへの応用がなされている。近年ではセンサーネットワークを共用の基盤として利用する考え方が広まっており、様々なアプリケーションからの要求によって多様な通信が発生することが想定される。また、無線センサーネットワークにおいて各ノードは電池駆動させることが想定されており、長期間の運用の為には省電力化が求められる。すなわち、消費電力を抑えつつ高い通信効率を達成することが非常に重要な課題となる。本報告では、この課題に対する解決案の方法の一つとして、無線センサーネットワークのトポロジー制御に着目する。特に、トポロジーを構築するにあたり、人間の脳機能ネットワークが進化の過程でコストとネットワーク性能のバランスを調整してきた点を応用する。これらのバランスが、脳機能ネットワークの有するスモールワールド性およびモジュラリティという構造的特徴から得られるものと考え、この着想に基づいたトポロジー構築方法を提案する。提案手法により通信効率を向上しながらコストを抑制したトポロジーを構築できることを示した。一方で構築されるトポロジーでは、ハブとなるノードが存在するためにそのようなノードの故障が性能に大きな影響を与える。ハブとなるノードから隣接するノードにリンクを張り替えることで、提案手法によって得られる利点を大きく損なうことなく、この問題を解決できることも示した。

## 主な用語

無線センサーネットワーク、トポロジー制御、脳機能ネットワーク、複雑ネットワーク

## 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>脳機能ネットワーク</b>	<b>8</b>
2.1	脳機能ネットワークのsmallワールド性 . . . . .	8
2.2	脳機能ネットワークのモジュール構造 . . . . .	9
<b>3</b>	<b>無線センサーネットワークにおけるトポロジー制御</b>	<b>10</b>
<b>4</b>	<b>脳機能ネットワークの構造的特徴を考慮したトポロジー制御手法の提案</b>	<b>12</b>
4.1	ネットワークのモジュール分割 . . . . .	12
4.2	長距離リンクによるモジュール間接続 . . . . .	16
<b>5</b>	<b>性能評価</b>	<b>20</b>
5.1	評価環境 . . . . .	20
5.2	評価指標 . . . . .	21
5.3	評価結果 . . . . .	22
<b>6</b>	<b>おわりに</b>	<b>36</b>
	謝辞	37
	参考文献	38

## 目 次

1	ネットワークのモジュール分割 . . . . .	15
2	モジュールの代表ノードの決定 . . . . .	18
3	リンクの追加位置の違いによるクラスター係数の変化 . . . . .	23
4	初期トポロジー . . . . .	24
5	WS モデル . . . . .	24
6	提案手法により構築されるトポロジー（リンク張り替えなし） . . . . .	25
7	リンクの追加による各指標の変化 . . . . .	27
8	コンポーネントサイズの変化（リンク張り替えなし） . . . . .	30
9	平均パス長の変化（リンク張り替えなし） . . . . .	31
10	提案手法により構築されるトポロジー（リンク張り替えあり、 $\alpha = 0.5$ ） . . . . .	32
11	コンポーネントサイズの変化（リンク張り替えあり） . . . . .	34
12	平均パス長の変化（リンク張り替えあり） . . . . .	35

## 表目次

1	評価指標の比較（リンク張り替えなし）	28
2	評価指標の比較（リンク張り替えあり）	33

## 1 はじめに

無線センサーネットワークはその応用性の広さから注目を集めており、研究開発が盛んに行われている。これまでのセンサーネットワークでは、環境情報を観測可能な機器を搭載した多数の通信端末（センサーノード）、および、センサーノードの観測した情報を収集する少数の通信端末（シンクノード）によって構成される環境情報収集型のアプリケーションが想定されてきた。センサーノードの備えるセンサーには様々な種類があり、センサーノードは、位置情報、温度、湿度、気体成分、音、圧力、振動、赤外線などを観測し、多くの場合は取得したデータをマルチホップ無線通信によってシンクノードに送り届ける。無線センサーネットワークにおいて、ノードはその設置容易性を得るために電池で駆動することが想定されており、長期間の運用の為には省電力化が求められる。また、無線センサーネットワークでは端末コストを抑えるという観点から、個々の端末の処理能力や通信能力は一般に低く、集中型の制御は適さないため、自律分散的な制御についての研究が多くなされている [1, 2]。このような自律分散的な無線センサーネットワークの利点として、ノードを配置するだけでネットワークを構成でき、利用現場での敷設作業を軽減することができる点がある。環境情報収集型の無線センサーネットワークは、そのアプリケーション例として、これまでに生物や物体のトラッキング、家、工場、自然などの様々な環境データのモニタリング・オートメーションなどに利用されてきた [3, 4]。

近年では Internet of Things や Machine to Machine のように、無線センサーネットワークを、広域にまたがる多種多様な情報を任意に取り出すための共用基盤技術として整備することが考えられている [5]。このような利用環境においては、様々なアプリケーションから生じる多様な通信要求が想定され、それらを満たすことのできるセンサーネットワークの構築が必要となる。従来の無線センサーネットワークでは省電力性が重要視されており、そのため、送信電力の制御や、スリープ制御を用いたメディアアクセス制御、電力を重視した経路制御などが用いられ、通信性能はあくまでも二次的な目的であった [6, 7]。省電力性は重要であるものの、多様な通信要求を満たすためには、消費電力を抑えつつも高い通信効率を達成することが非常に重要な課題となる。

本報告では、ノードの位置やトラヒックの発生分布等を考慮してネットワークトポロジーを設計するトポロジー制御に着目し、低消費電力かつ低通信遅延を実現するネットワークを構築する手法を提案する。特に、文献 [8, 9] などの研究に見られる、スモールワールドの特徴を持つトポロジー構築の考え方を利用することで、この問題を解決する。

スモールワールドおよびその特徴をもつスモールワールド・ネットワークは、もともと社会ネットワークの分野で提唱された用語であり、様々な定義がこれまでになされているが、ここでは、「短い平均パス長」と「高いクラスター係数」という2つの特徴に基づく定義に着

目する。これらは無線センサーネットワークにおいては、レイテンシーや接続冗長性を考慮する上で重要な指標である [2, 8, 9]。これらのスモールワールドにみられる特徴は、レギュラグラフに長距離リンクを追加することで実現可能であり、密に接続されたセンサーネットワークでは数本の長距離リンクを追加することで実現できることが知られている [2, 8]。文献 [2, 8] においてスモールワールド性を有するセンサーネットワークを実現するために長距離リンクの追加を行っているが、当然、無線通信を利用した長距離リンクの利用は、電力コストや干渉頻度の増加につながる。無線センサーネットワークにおける長距離リンクの生成方法として様々な方法が考案されているが、一方で通信コストについての検討はほとんど行われていない。我々の目的とするネットワークとは、追加する長距離リンクによるコストの増加を抑えつつ、短い平均パス長を実現するものである。

コストと通信性能のバランスがとれているスモールワールド性を持ったネットワークの一例として、人間の脳機能ネットワークが知られている。脳機能ネットワークは特定の行動をとった際に活性化する脳領域の時系列に沿った相関を表現したネットワークであり、「低コスト化」とレイテンシーや冗長性等の「トポロジー的な価値」とのトレードオフが長い進化の過程において調整されたものである。脳機能ネットワークにおけるコストとは代謝コストであり、リンクの距離が長いほど、このコストが増大する。また、脳機能ネットワークは、似た機能をもつ脳領域間が密に接続されるモジュール構造を持ち、モジュール内は短距離リンクで密に接続され、モジュール間は数本の長距離リンクで疎に接続されており、その結果、スモールワールド性を示している [10]。このようなモジュール構造をもつ脳機能ネットワークでは、処理するタスクの要求が変化するとき通信遅延とリンク距離のトレードオフを折衝し、新しい通信要求に応じたスモールワールドネットワークを構成することが可能である [11]。脳機能ネットワークに基づくスモールワールド性とモジュール構造を有するネットワークトポロジーを生成するモデルも研究されており、文献 [12] ではノード間の距離と、共通の隣接ノードに基づくリンクの生成確率モデルが提案されている。

このようにコストと通信性能のバランスを調整したネットワークを構築している脳機能ネットワークの構造的特徴を無線センサーネットワーク上に応用することで、本報告で目指すネットワークが達成できると考えられる。しかしながら、一般に無線ネットワークにおいては構築されるトポロジーは格子状の形状を持ち、文献 [12] のモデルを直接適用することができない。そこで本報告では、センサーノードの配置密度の粗密により生じる擬似的なモジュール構造に着目し、脳機能ネットワークに見られるモジュール構造との類似点を用いたスモールワールドトポロジー構築アルゴリズムを提案する。提案したアルゴリズムは、コストを抑えつつ平均パス長の短いトポロジーを構築できることが期待されるものの、複雑系ネットワークのあるクラスに見られるような、ハブノードを対象とした攻撃への脆弱性が予想される。このようなハブノードの役割を分散させることで、構築されたトポロジーの特徴

を大きく失わず、ロバスト性を向上できることも明らかにする。

本報告は以下の様な構成となっている。2章で本報告で着目する脳機能ネットワークの特性について述べ、3章では無線センサーネットワークにおけるトポロジー制御手法の既存手法について述べる。4章では脳機能ネットワークの特性を無線センサーネットワーク上で応用するトポロジー制御手法を提案し、5章でネットワーク性能、コスト等の観点から静的な環境下での性能評価を行う。最後に6章に本報告のまとめと今後の課題について述べる。

## 2 脳機能ネットワーク

この章では、脳機能ネットワークのトポロジ的な特徴とそれらをセンサーネットワークに応用する利点について説明する。脳機能ネットワークはスモールワールド性を有することが知られており、これは脳機能ネットワークにおける、長距離リンクの存在、高いクラスター係数を持つ構造、高いモジュール度を持つ構造に起因する。前者の二点はスモールワールド性を持つネットワークに見られる特徴であるが、後者は脳機能ネットワークの進化可能性に関与していると考えられている。以降では、前者二点をスモールワールド性、後者をモジュール性として詳細を説明する。

### 2.1 脳機能ネットワークのスモールワールド性

スモールワールドネットワークは高い通信効率とクラスター性を持ち合わせている。高い通信効率は、短い平均パス長に由来し、全てのノードペア間の最短パス長が短いことを表す。クラスター性は接続されているノードペアが共通の隣接ノードを持つことを表しており、多数の迂回経路が存在することを表している。

#### 2.1.1 長距離リンクと通信効率

脳機能ネットワークにおいて通信効率を高めている要因の一つは、電気伝導率の高い長距離リンクを構築していることである [11]。遠くの機能領域間をこの長距離リンクで接続することによって、脳機能ネットワーク全体の通信遅延を短くすることが可能であり、遠くの異なる機能領域間の連携を強くすることが可能である。一方で長距離リンクは代謝コストの増加にもつながる。長距離リンクをセンサーネットワークに応用することで、平均パス長の低下や通信遅延の短縮が実現できることがこれまでも示されている。

#### 2.1.2 クラスター係数

脳機能ネットワークは空間的な広がりをもつネットワークであるため、物理的な距離が近い機能領域間が接続されやすい。これは脳機能ネットワークのリンク長は、長いほど構築や維持にかかる代謝コストが大きいためであり、結果的に代謝コストが小さい短距離リンクが構築されやすくなる [11]。脳機能ネットワークでは似た処理を行う脳領域は物理的に近い場所に配置されており、これらの機能領域間が密に接続されることによって、局所的な情報処理や同期を短時間で行うことが可能である。センサーネットワークも空間的な広がりをもつネットワークであり、元々冗長性を高めるために密な配置が多くの場合想定されるため、高

いクラスター性を持っている。すなわち、脳機能ネットワーク同様に局所的な情報処理に優れており、多数の迂回路を持つことで接続性に対するロバスト性を有した構造を備えている。

## 2.2 脳機能ネットワークのモジュール構造

脳機能ネットワークは似た機能をもつ脳領域間が密に接続されるモジュール構造をもち、モジュール内は短距離リンクで密に接続され、モジュール間は数本の長距離リンクで疎に接続されている [11, 10]。このようなモジュール構造をもつ脳機能ネットワークでは、処理するタスクの要求が変化するとき通信効率と代謝コスト、すなわち通信遅延とリンク距離のトレードオフを折衝することが可能である。また、モジュール間が疎に接続されているため、環境変化に対する迅速な適応的進化が可能であると言われている。モジュール構造をもつ脳機能ネットワークはモジュール外に影響を与えにくいという性質を持ち、モジュール単位で適応的に変化することが可能である。そのため、他の情報処理に影響を与えることなくモジュールごとに最適なトポロジー構造を構築することが可能であり、モジュール構造によって進化可能性がもたらされていると考えられている。本報告においては検討の対象外であるが、脳機能ネットワークに見られるようなモジュール構造を元にしてトポロジーを制御することで、通信要求の変化に応じたトポロジーの成長が可能と考えられる。また、モジュール間のリンクは大域的な通信性能や接続性に大きな影響を与える重要なリンクであり、モジュール間のリンクの張り方が構築されるトポロジーの性能を決定する重要な要素であると考えられ、本報告では特に、センサーネットワークに適したモジュール間リンクの設定方法を検討する。

### 3 無線センサーネットワークにおけるトポロジー制御

無線センサーネットワークにおけるトポロジー制御は大きく2つに分類することができ、ネットワークの長寿命化とネットワークの通信遅延短縮という異なる方針が考えられている。密に配置された無線センサーネットワークでは、それぞれのノードが多く通信可能な隣接ノードを持つが、これはノードを設置した領域内のカバレッジ、ネットワークの冗長性の向上という点で利点がある反面、互いに頻繁に電波干渉が起これることで再送処理が発生する、ルートが複数存在するためにノードが少し移動するだけで経路を再構成する必要がある等の理由で必要以上に電力を消費するという問題がある [3]。ネットワークの長寿命化を考えるアプローチでは、これらの問題を解決するために、いくつかのノードの送信電力を制限する、単に端末を一定時間スリープ状態にするといった通信電力の制御によって各ノードの隣接ノードを制限する方法が考えられている [3, 13]。一方、ネットワークに対する遅延要求がより高いものになる等、ネットワークの性能を向上させる必要がある場合、多くは一部のノードの性能を高めることで解決を図る。ほとんどの通信遅延短縮を目的としたアプローチでは、複雑ネットワークの考え方が取り入れられており、一部ノードの通信範囲を拡大し、スモールワールド性を持つように長距離リンクを追加することでネットワーク全体の通信効率を向上する方式が考えられている [2, 8]。

文献 [8] ではスモールワールド性を有するネットワークを生成するための代表的なモデルである WS モデル [14, 15] に変更を加え、無線センサーネットワークに適用している。WS モデルは  $n$  個のノードが環状に並び、各ノードが左右  $\frac{k}{2}$  個隣のノードまで接続された格子状ネットワークから開始し、いくつかのリンクをランダムにつなぎ替えることによってスモールワールド性を有するネットワークを生成する。文献 [8] では無線センサーネットワークにおいてお互いの通信範囲内に存在するノード間にリンクがあると想定し、この初期トポロジーを格子状ネットワークに見立てる。WS モデルでは格子状ネットワークからリンクの張り替えを行うが、無線センサーネットワークに適用するためリンクの削除は行わずリンクの追加のみを行う。長距離リンクの追加の際には長距離の通信を行うことによる干渉を考慮し、別の帯域の無線通信を利用している。また、無線センサーネットワークに特有のシンクノードにデータを収集するというトラフィック特性を考慮し、シンクノードが存在する方向に向けてのみ長距離リンクを追加する工夫を施した手法も提案されている。文献 [2] では無線センサーネットワークにおける自律分散型の制御の重要性に着目しており、WS モデルとは異なる手法でスモールワールド性を有するネットワークを生成している。著者らはローカルな情報の交換をベースとしてクラスタリングを行い、送信用アンテナの指向性を強めることで通信距離を伸ばした単方向リンクによって各クラスター間を接続する手法を提案している。本報告においてもスモールワールド性を持つトポロジーを生成することで通信効率を向

上させる方針のアプローチをとる。特に、上記関連研究において考慮されていない、長距離リンクを利用するコストの観点から、脳機能ネットワークの特徴を利用したスモールワールド性を有するトポロジーの有効性を示す。また、長距離リンクの実現方法としては、各ノードが長距離リンク用の送信アンテナを備えており、長距離リンク用の送信アンテナは通信距離に応じて送信電力を適切な値に変更できるという理想的な状態を想定する。

## 4 脳機能ネットワークの構造的特徴を考慮したトポロジー制御手法の提案

この章では、脳機能ネットワークの構造的特徴を利用した、無線センサーネットワークのトポロジー制御手法について説明する。モジュール構造の観点から脳機能ネットワークと無線センサーネットワークの類似性に着目し、脳機能ネットワークにおけるモジュール同士を疎に繋ぎ合わせた構造を、モジュール分割した無線センサーネットワークに長距離リンクを追加することで実現する。以降は、無線センサーネットワークのモジュール分割とモジュール間リンクの追加方法について説明する。

### 4.1 ネットワークのモジュール分割

無線センサーネットワークにおいては、ノード同士は無線によって通信を行うため、通信範囲内のノード全てとリンクを形成することができるという特徴がある。この特徴から、無線センサーネットワークを構成するノードが密に配置される領域ではリンクは密に接続されるようになり、ノードの密度によってリンクの密度が変化する。よって、無線センサーネットワークはリンク密度の粗密の差を利用することで、既存のモジュール分割手法により、いくつかのモジュールに分割することができる。このようにして得られたモジュールを、脳機能ネットワークにおけるモジュールと捉え、このモジュール同士を長距離リンクで接続することで、スモールワールド性を有するトポロジーを構築する。

2章で示したようにモジュール間リンクは通信性能やロバスト性に影響を与える重要な役割を持っており、モジュール間を接続することによって脳機能ネットワークが持つ構造的な特徴をセンサーネットワークに持たせることができる。しかしながら、脳機能ネットワークにおけるモジュール間接続については具体的な接続機構は知られていない。そのため、無線センサーネットワークにおいて、どのようにモジュール間接続を行えばよいかを調査する必要がある。そのために、まず4.1.1節に示すニューマン法 [16] によって、通信範囲内にあるノード同士をリンクで結んだ初期トポロジーをモジュールに分割する。

#### 4.1.1 ニューマン法のアルゴリズム

ニューマン法のアルゴリズムはモジュラリティの指標  $Q$  を最大化するようにヒューリスティックにネットワークを分割する。モジュラリティ  $Q$  の定義を式 (1) に示す。ここで、 $i$  はネットワークを分割したグループ番号を表し、 $e_{ii}$  はグループ  $i$  内のノード同士が接続されているリンクの割合を表す。 $a_i$  はあるリンクを選択したときに、端点の少なくとも一方がグ

グループ  $i$  に含まれる確率を表している。このとき、 $a_i^2$  はリンクの両端がグループ  $i$  に含まれる期待値を表している。

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2) \quad (1)$$

ニューマン法では一つのグループを二つのグループに分割するという処理を再帰的に行うことによってモジュールを分割する。まずは、ネットワーク全体を一つのグループとみなし、二つのグループに分割する方法について説明する。ノード  $i$  がグループ 1 に属する場合に  $s_i = 1$ 、グループ 2 に属する場合に  $s_i = -1$  とし、ノード  $i$  とノード  $j$  の間にあるリンクの数を  $A_{ij}$  とする。さらに、ノード  $i$ 、ノード  $j$  間のリンク数の期待値は、それぞれの次数  $k_i$ 、 $k_j$  を用いて  $\frac{k_i k_j}{2m}$  と表せる。 $m$  はネットワークに存在する総リンク数を表す。このとき、定義よりモジュラリティ  $Q$  は式 (2) と表せる。 $\frac{(s_i s_j + 1)}{2}$  の値は、ノード  $i$  とノード  $j$  が同じグループに所属する場合は 1、違うグループに所属する場合は 0 となる。2 番目の等式は、 $2m = \sum_i k_i = \sum_{i,j} A_{ij}$  となることから示せる。

$$\begin{aligned} Q &= \frac{1}{2m} \sum_{i,j} \left( A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \frac{(s_i s_j + 1)}{2} \\ &= \frac{1}{4m} \sum_{i,j} \left( A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) s_i s_j \end{aligned} \quad (2)$$

式 (2) は行列演算式に書き直すことが可能であり、式 (3) と表せる。 $s$  は列ベクトルであり、その要素は  $s_i$  である。 $B$  は  $B_{ij} = A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}$  で定義される対称行列である。

$$Q = \frac{1}{4m} s^T B s \quad (3)$$

ニューマン法では  $s$  のベクトルを定めることによって、 $Q$  を最大化、あるいはそれに近い値にすることを目的としている。 $s$  を  $B$  の正規固有ベクトル  $u_x$  の線形和で表した場合、すなわち  $s = \sum_x a_x u_x$  とした場合、式 (3) を式 (4) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} Q &= \frac{1}{4m} \sum_x a_x u_x^T B \sum_y a_y u_y \\ &= \frac{1}{4m} \sum_x (u_x^T s)^2 \beta_x \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $\beta_x$  は  $u_x$  に対応する固有値であり、固有値は降順にラベル付されるものとし、 $\beta_1 \geq \beta_2 \geq \dots \geq \beta_n$  とする。式 (4) から  $s$  を決定することは各固有値への重みづけをすることを意味し、 $Q$  を最大化するための単純な方法は、 $s = \alpha u_1$  として  $\beta_1$  に最大の重みを与えることである。

しかしながら、 $s_i$  の値は 1 または  $-1$  であるという制約があるため、 $s = \alpha u_1$  という  $s$  の決定方法は不可能である。そこで、 $u_1^T s$  を最大化する方法として  $u_1$  の第  $i$  要素が正の値な

らば  $s_i = 1$ 、そうでなければ  $s_i = -1$  と決定する。これにより、 $s_i = 1$  となるノード  $i$  はグループ 1、 $s_i = -1$  となるノード  $i$  はグループ 2 に所属するため、一つのネットワークを二つのグループに分割することが可能である。

分割したそれぞれのグループに対して、同様のアルゴリズムを再帰的に適用することによってモジュール分割することが可能である。ただし、グループ間のリンクを削除したサブグラフでモジュール分割するという方法では、式 (2) で用いる次数の値が変わるため最大化する  $Q$  の値が変わってしまう。そこでノード数  $n_g$  のグループ  $g$  を二つのグループに分割するとき用いる代わりのモジュラリティの指標  $\Delta Q$  を式 (5) に示す。

$$\begin{aligned}
\Delta Q &= \frac{1}{2m} \left( \frac{1}{2} \sum_{i,j \in g} B_{ij} (s_i s_j + 1) - \sum_{i,j \in g} B_{ij} \right) \\
&= \frac{1}{4m} \left( \sum_{i,j \in g} B_{ij} s_i s_j - \sum_{i,j \in g} B_{ij} \right) \\
&= \frac{1}{4m} \sum_{i,j \in g} (B_{ij} - \delta_{ij} \sum_{k \in g} B_{ik}) s_i s_j \\
&= \frac{1}{4m} s^T B^{(g)} s
\end{aligned} \tag{5}$$

$\delta$  は Kronecker の  $\delta$  であり、 $B^{(g)}$  は  $n_g \times n_g$  の行列であり、各要素は式 (6) で定義する。式 (5) は式 (3) と同様の形式をしているため、上で示した分割方法を適用することが可能である。

$$B_{ij}^{(g)} = B_{ij} - \delta_{ij} \sum_{k \in g} B_{ik} \tag{6}$$

ニューマン法はヒューリスティックな方法であり、一つのセンサーノードのみからなるモジュールが生成される場合があり、このようなモジュールは、本報告で考慮している脳機能ネットワークとの類似という観点から適さないと考えられる。そこで、ニューマン方を修正し、単一のノードから成るモジュールは構築されないようにする。ニューマン法によってモジュール分割をした後、グループ  $g$  に属するノード  $i$  について、ノード  $i$  に隣接するノード集合の中にグループ  $g$  に属するノードが存在しない場合、ノード  $i$  を孤立したノードとみなす。孤立したノード  $i$  は隣接ノードが属するグループの中でグループ内のノード数が最も小さいグループに属するようにする。このようにして得られたモジュール分割後のトポロジーを、図 1 に示しており、モジュールごとに色分けしている。図においては、ノードを  $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$  の領域内に一様乱数に従い設置し、いずれも通信範囲を  $50 \text{ m}$  としている。

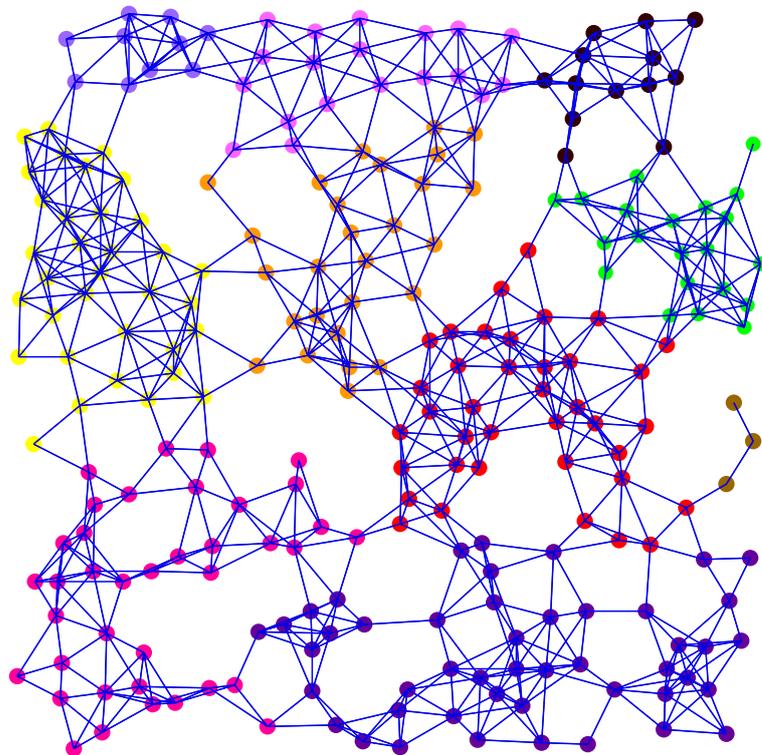


図 1: ネットワークのモジュール分割

## 4.2 長距離リンクによるモジュール間接続

### 4.2.1 長距離リンクの追加方法

モジュール間の接続に関して、脳機能ネットワークにおけるどの部分とどの部分が接続されているのかに関しては未だに明らかになっていない部分が多い。そこで本報告では、長距離リンクの追加によって変化する平均パス長とクラスター係数の大きさに着目して、どのような追加方法が望ましいのかを検討する。便宜上、文献 [12] で用いられている脳機能ネットワークのクラスター係数の値と、パス長の逆数の平均値である通信効率度 [17] の値をアルゴリズムにおける基準値とする。それらの値自体は脳機能ネットワークに適した特有のものであり、本報告で明らかにするのは、無線センサーネットワークにおいてどのように接続することが望ましいかであるため、どのような基準値がネットワークにおいて望ましいのかまでは明らかにはできず、これを明らかにすることは、本報告の対象外である。長距離リンクの追加アルゴリズムにおいては、通信効率度とクラスター係数に基づく評価関数を利用し、評価関数を最大にするようなリンクを初期トポロジーに対して順次追加していく。まずは、通信効率度とクラスター係数の定義について以下で述べる。

**通信効率度** 文献 [17] ではトポロジー全体の平均パス長を評価するための正規化された指標として  $E$  を提案している (式 (7))。本報告においては、パス長の代わりとしてホップ長を用いることとする。文献 [12] では脳機能ネットワークの通信効率度が示されており、その値は 0.29 である。

$$E = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{i,j}} \quad (7)$$

ここで  $N$  はノード数、 $d_{i,j}$  はノード  $i, j$  間のホップ長を表す。

**クラスター係数** クラスター係数  $C$  は式 (8) で示される。文献 [12] では脳機能ネットワークのクラスター係数が示されており、その値は 0.35 である。

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i \neq j \in G} \frac{2L_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (8)$$

ここで、 $N$  はノード数、 $k_i$  はノード  $i$  の隣接ノード数、 $L_i$  はノード  $i$  の隣接ノード間のリンクの数を表す。

このとき、モジュール間リンク追加のための評価関数  $I$  を式 (9) で表す。

$$I_{i,j} = \alpha |E_{i,j} - E_{brain}| + (1 - \alpha) |C_{i,j} - C_{brain}| \quad (9)$$

ここで、 $E_{i,j}$  および  $C_{i,j}$  は、ノード  $i, j$  間にリンクを追加した際の通信効率度、クラスター係数、 $E_{brain}$ 、 $C_{brain}$  は基準値であり、ここでは脳の通信効率度、クラスター係数を表す。また、 $\alpha$  は重み付けの定数である。

モジュール間リンクの追加位置は  $I_{i,j}$  を最大化するように選択される。このとき、リンクの追加は、以下の条件のいずれかを満たすまで繰り返す。

- 追加リンク数が一定の本数に達する
- 脳のクラスター係数と通信効率度からの差分が閾値以下に達する
- リンクを追加しても差分  $I_{i,j}$  が減少しない

しかしながら、 $I_{i,j}$  の計算を行うためには、 $E_{i,j}$  の計算の際に全ノード間の最短ホップ長が必要であり、これには各  $i, j$  の組み合わせごとに  $O(N^2)$  の計算時間を要する。モジュール間の接続を検討するため、モジュールごとに、他のモジュールとの接続を考えるでも、計算する必要のあるノードの組み合わせ数は  $N^2$  に比例する。すなわち、一本のリンクの追加先の決定ごとに、 $O(N^4)$  の計算時間がかかることになる。そこで計算時間を削減するために、モジュールごとに代表ノードを選出し、代表ノードから他のモジュールに含まれるノードへのリンクのみを考える。これによって、リンクの追加に要する計算量は  $O(N^3)$  となる。

#### 4.2.2 モジュール内の代表ノードの選出

代表ノードは通信効率度もしくはクラスター係数を効率的に基準値に近づけることが可能なものが望ましいが、ここでは代表ノードの選出方法による効果が大きいと考えられる通信効率度に着目する。そのため代表ノードとして各モジュールでモジュール内の近接中心性が最も高いノードを選出する。

ノード  $i$  の近接中心性  $CloseC_i$  は式 (10) で示される。

$$CloseC_i = \frac{N - 1}{\sum_{i \neq j \in G} h_{i,j}} \quad (10)$$

ここで  $N$  はノード数、 $G$  はノード集合、 $h_{i,j}$  はノード  $i, j$  間のホップ数を表す。

4.1 節の図 1 に示したモジュール分割後のトポロジーにおいて、各モジュールで代表ノードを選出したものを図 2 に示す。水色のノードは代表ノードを表す。

#### 4.2.3 代表ノードに集中したリンクの張り替え

本手法では最適なリンク追加位置の選出に通信効率度を用いているため、リンクが一部のノードに集中し、ハブノードができることがある。これは、高次数のノードの故障がネット

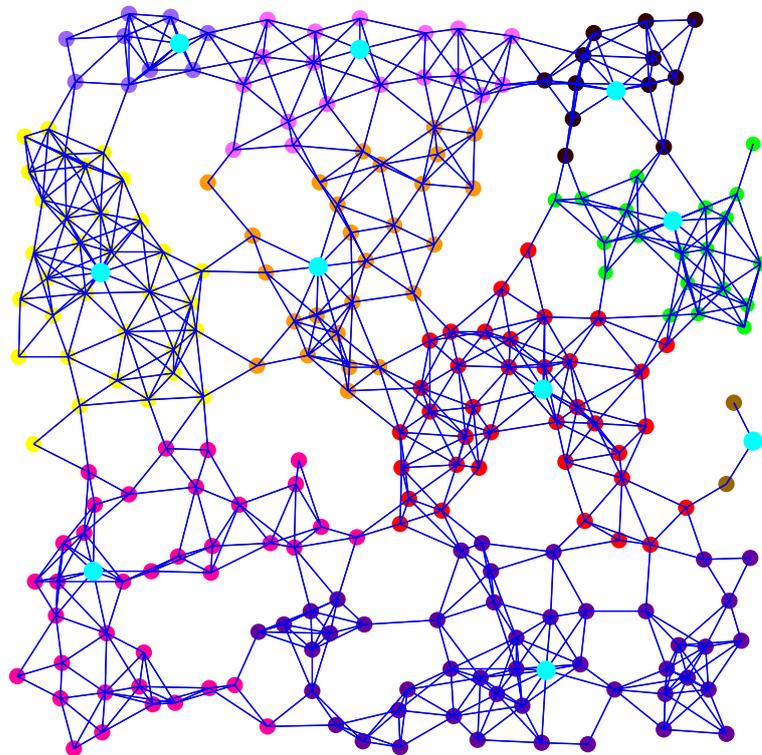


図 2: モジュールの代表ノードの決定

ワークの性能に多大な影響を及ぼすという特徴をネットワークが持つことを表し、端末故障の頻度が比較的高いと考えられているセンサーネットワークにおいては、リスクが単一箇所に集中することは望ましくない。そこで、ハブノードに集中している追加リンクの端点としての役割の一部をハブノードの隣接ノードに委譲することで、負荷を分散する。手順を以下に示す。

1. 4.2.1 節のリンクの追加が完了した状態から開始する
2. 接続される長距離リンクの本数によって全ノードをソートし、本数が多い順に  $x$  個をハブノードとする
3. 各ハブノードが隣接ノードから近接中心性が高い  $y$  個を選択し、ペアノードとする
4. ハブノードが持つ長距離リンク数を  $N_{ll}$  とするとき、 $y$  個のペアノードそれぞれに対して、 $\lceil \frac{N_{ll}}{y+1} \rceil$  本をハブノードからつなぎ替える

## 5 性能評価

本章では、提案したアルゴリズムによって構築されるトポロジーの性能を、計算機シミュレーションによって評価する。まず、通信効率度とクラスター係数のいずれの変化を重視して長距離リンクを追加するかによって、得られるトポロジーが構造的、性能的にどのような差異を持つのかを明らかにする。その結果を元に、センサーネットワークに適したモジュール間リンクの接続方法について議論を行う。また、構築されるトポロジーの接続性や通信効率度のノード故障に対してロバスト性についても評価を行う。

### 5.1 評価環境

500 × 500m<sup>2</sup> の観測領域に 250 台のノードを一様乱数に従って配置を決定する。各ノードの初期状態における通信可能範囲は 50m であり、通信範囲内のノード間ではリンクが形成されている。このトポロジーを初期トポロジーとする。完全にランダムなトポロジーでは、ノードの分布の偏りが大きすぎる、接続性が保証されない等の問題が生じる可能性があるため以下に示す方法で準ランダムな配置を使用した。

1. ノード 250 台を観測領域内に一様に分布するようにランダムに配置
2. 他ノードとのノード間距離が 15m 以下のノードをランダムに再配置
3. ネットワーク全体で接続性があるかどうかを確認し、無い場合には 1. からやり直す

この初期トポロジーから以下に示す WS モデルに従うトポロジー構築手法と、提案手法のそれぞれを用いてリンクを追加する。ただし、提案手法における、 $\alpha$  として、0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 の 5 つの値を用いる。文献 [8] では、追加する長距離リンク数が性能に与える影響を評価しており、全体のリンク数に対する長距離リンク数の割合として、数%程度かそれ以下を調査している。この値を考慮した上で、本報告においてはいずれの場合も追加するリンク数の上限を 25 本と設定することで比較を行うこととする。

**WS モデル手法** リンクの追加本数が 25 本に達するまで以下の方法でリンクの追加を続ける。初期トポロジーに存在する全リンクからランダムに 1 本リンクを選ぶ。選んだリンクの片方の端点をノード A として選出する。リンクのどちらの端点を選ぶかは半々の確率で決定する。ノード A とリンクを持たないノードの中からランダムに 1 つのノードを選出し、このノードとノード A の間に新たにリンクを追加する。

## 5.2 評価指標

評価する指標は各モデルによって構築されたトポロジーのsmallワールド性、クラスター係数、平均パス長、消費電力量、接続性のロバスト性、平均パス長のロバスト性である。smallワールド性、消費電力量、接続性に対するロバスト性、平均パス長に対するロバスト性については以下で詳述する。

### smallワールド性

smallワールド性を評価する指標として、文献 [18] で提案されている  $\omega$  を使用する (式 (11))。  $\omega$  の値域は、  $-1 \leq \omega \leq 1$  であり、0 に近い値 ( $-0.5 \sim 0.5$ ) ならば元のネットワークはsmallワールドの特徴をもち、負の値ならば格子状ネットワークの特徴を、正の値ならばランダムネットワークの特徴をもつ。  $L_{rand}$  は、元のネットワークと同じ次数分布を持つようなランダムネットワークにおける平均パス長を、  $C_{latt}$  は、元のネットワークと同じ次数分布を持つような格子状ネットワークにおけるクラスター係数を表しており、式 (11) ではそれぞれで元の平均パス長とクラスター係数を正規化している。

$$\omega = \frac{L_{rand}}{L} - \frac{C}{C_{latt}} \quad (11)$$

ここで、  $L, C$  は対象とするネットワークの平均パス長、クラスター係数、  $L_{rand}$  はランダムネットワークの平均パス長、  $C_{latt}$  は格子状ネットワークのクラスター係数を表す。

### 消費電力量

本報告における提案手法では、トラヒックの発生分布については考慮していない。そのため、静的な評価として追加した長距離リンクの長さに応じたコスト関数を考えることとする。コスト関数はリンクの長さを通信距離としたときの、対応する送信電力の総和とする。電力は文献 [19] より式 (12) に示すフリスの伝達公式の受信電力を一定の値に設定した際の送信電力を用いる。

$$\begin{aligned} P_R &= \left(\frac{\lambda}{4\pi D}\right)^2 G_T G_R P_T \\ P_T &= \frac{P_R}{\left(\frac{\lambda}{4\pi D}\right)^2 G_T G_R} \end{aligned} \quad (12)$$

ここで、  $P_R, P_T$  は受信電力、送信電力 [mW]、  $G_R, G_T$  は受信アンテナの利得、送信アンテナの利得、  $D$  は通信距離 [m]、  $\lambda$  は周波数 [Hz] を表す。

## 接続性のロバスト性及び平均パス長のロバスト性

接続性のロバスト性を評価するために、最大コンポーネントサイズを用いる。最大コンポーネントサイズとは、ネットワークにおける最大連結成分に含まれるノード数である。ノードの故障が発生した際に、コンポーネントサイズをより高く保つことが可能なトポロジーは接続性に対してロバスト性が高いといえる。また、平均パス長のロバスト性についても、ノードの故障が発生した際に、平均パス長をより短く保つことが可能なトポロジーは平均パス長のロバスト性が高いといえる。

ノードの故障については、ランダムな順番で故障するランダム故障、次数が高いノードから故障する選択的故障の二種類を評価対象とする。

### 5.3 評価結果

#### 5.3.1 リンクの張り替えを行わない場合

まずは、4.2.3 節に示したリンクの張り替えを行わない場合について評価を行い、構築されるトポロジーの特徴について調査を行う。

**トポロジー構築結果** 初期トポロジーを図 4 に、WS モデルによって生成したトポロジーを図 5 に、 $\alpha = 0.1 \sim 0.9$  のそれぞれの場合について、提案手法で構築したトポロジーを図 6(a)~図 6(e) に示す。図中における各ノードの色の違いは属するモジュールの違いを示しており、水色のノードは各モジュールの代表ノードを示している。また、図中のリンクは青と緑の 2 色で示されており、それぞれ青が初期トポロジーから存在していたリンク、緑が追加したリンクを示す。

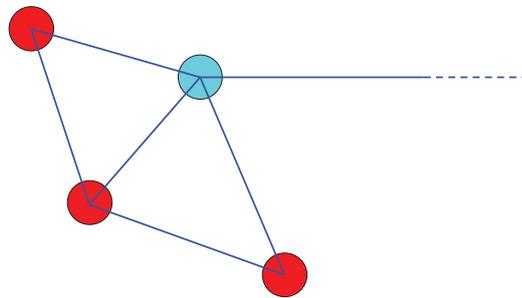
図 6(d) をみると、 $\alpha$  の値を変化させることで、リンクの集中する度合いが変化することが分かる。 $\alpha$  の値が大きいほど追加される長距離リンクが少数の代表ノードに集中しており、 $\alpha$  を下げるにしたがって、追加される長距離リンクが分散していくことが分かる。

評価関数  $I$  において、 $E_{brain}$  の値は、初期トポロジーの通信効率度よりも高い。そのため、通信効率度を  $E_{brain}$  に近づけるためには、通信効率度を上げる必要がある。 $\alpha$  を高い値にした場合、通信効率度を増加させる重みが強くなるため、追加される長距離リンクは一部のノードに集中しやすくなる。

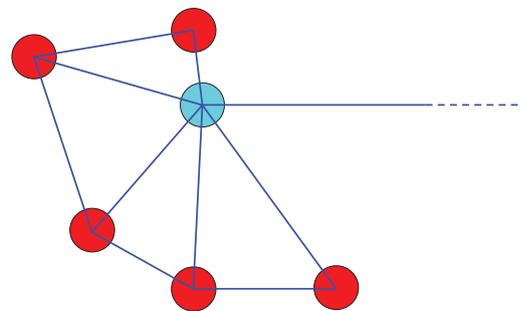
一方で、クラスター係数を  $C_{brain}$  に近づける場合、クラスター係数を下げる必要がある。クラスター係数減少の重みを強くするほどリンクが分散することが分かる。これはクラスター係数を下げるために代表ノードと次数が小さいノードを優先的に接続するためである。例として図 3(a)、3(b) のような次数が異なるそれぞれのモジュールにリンクを追加する場合

を考える。リンクの追加には簡単のため、リンク追加先のノードに隣接するノードとはリンクがないものと仮定する。端点の片側を破線で示したのが追加される長距離リンクである。水色のノードに着目すると、図 3(a) の場合の追加前のクラスター係数は  $\frac{2}{3}$ 、追加後のクラスター係数は  $\frac{1}{3}$  であり、図 3(b) の場合の追加前のクラスター係数は  $\frac{2}{5}$ 、追加後のクラスター係数は  $\frac{4}{15}$  である。このように次数が小さいノードにリンクを追加したほうがクラスター係数の減少幅が大きい。

リンクを追加するごとの通信効率度、クラスター係数の変化を図 7(a)、図 7(b) に示す。 $\alpha$  の値に関わらず、クラスター係数はほとんど減少しない。一方で通信効率度の変化は  $\alpha$  の値によって顕著に変化する。



(a) 次数が小さいノード



(b) 次数が大きいノード

図 3: リンクの追加位置の違いによるクラスター係数の変化

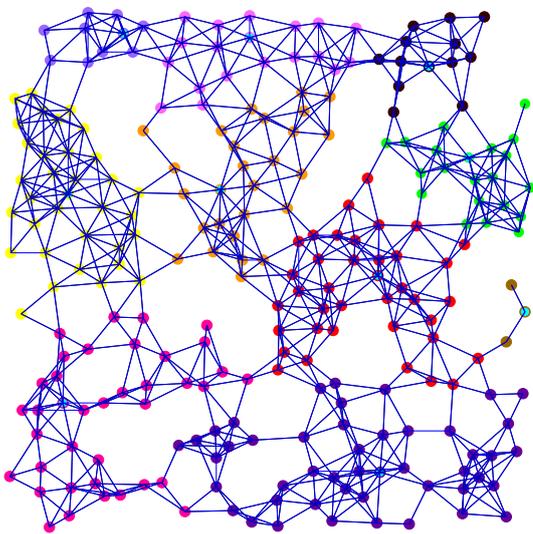


図 4: 初期トポロジー

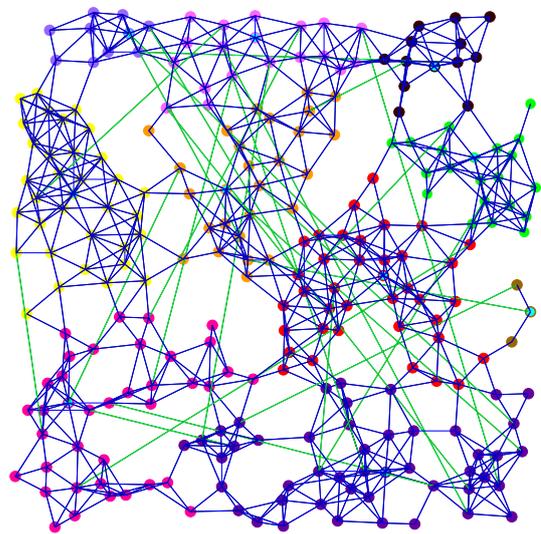
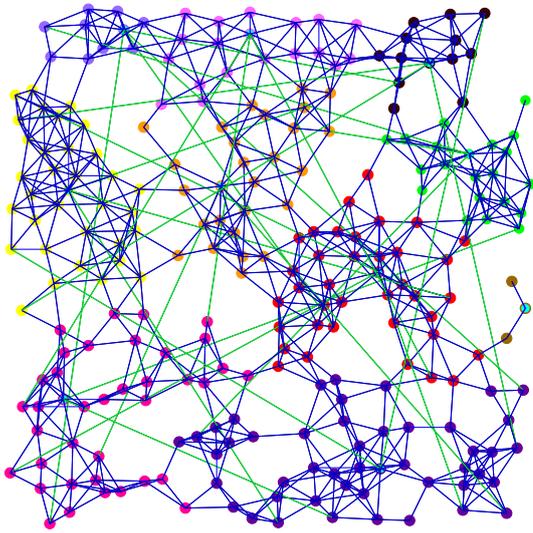
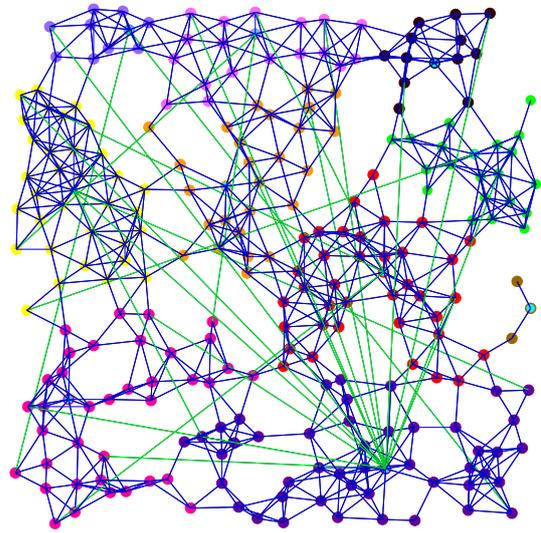


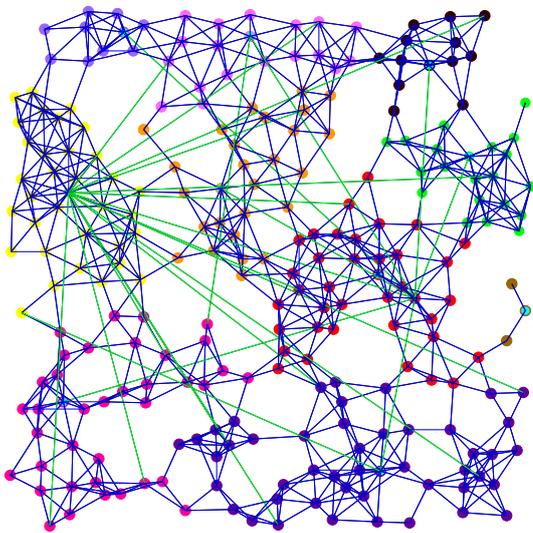
図 5: WS モデル



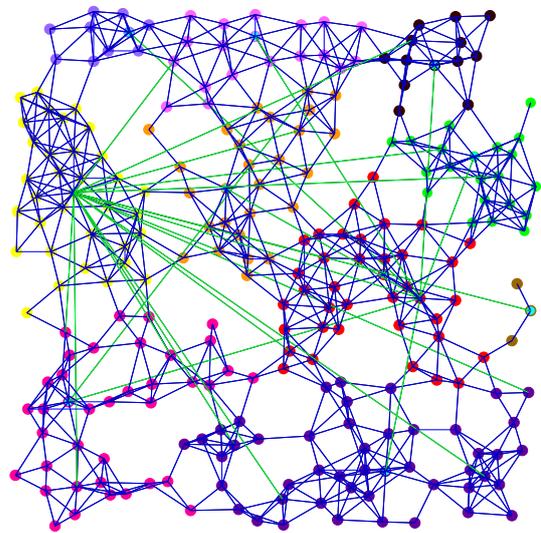
(a)  $\alpha = 0.1$



(b)  $\alpha = 0.3$

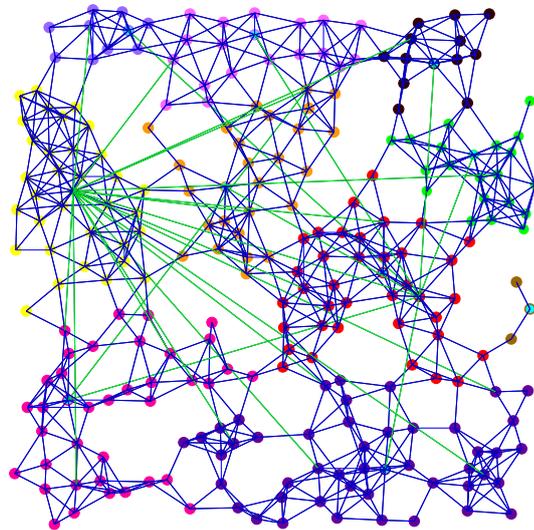


(c)  $\alpha = 0.5$



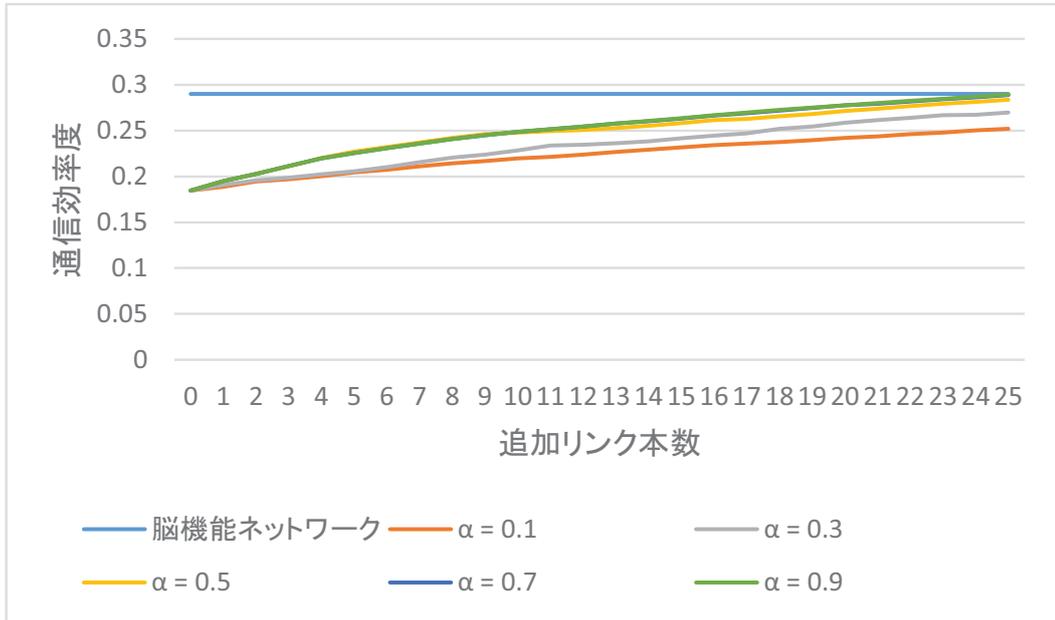
(d)  $\alpha = 0.7$

図 6: 提案手法により構築されるトポロジー (リンク張り替えなし)

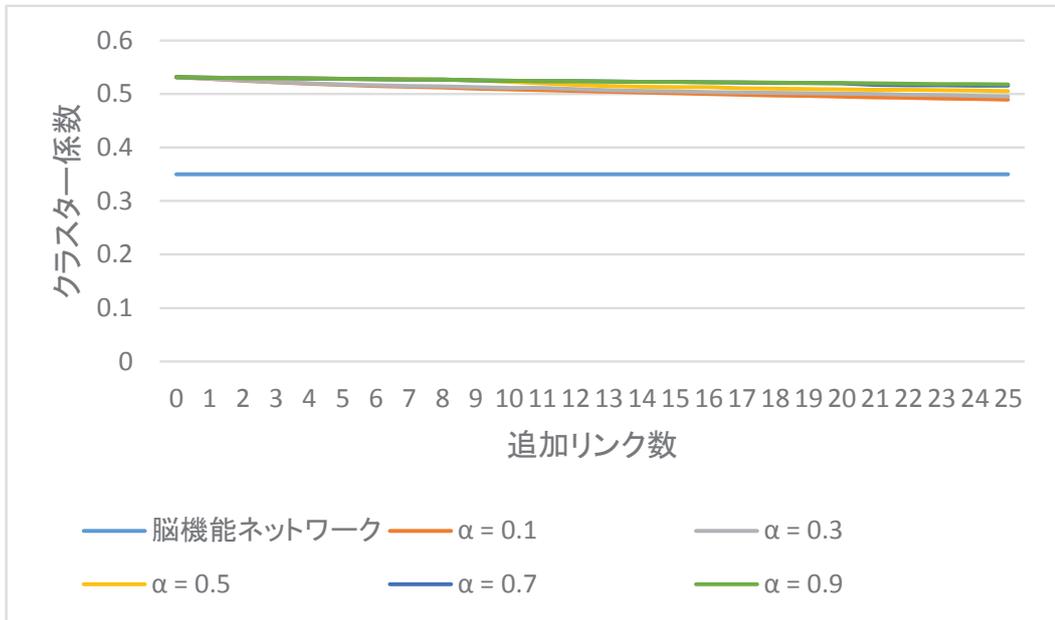


(e)  $\alpha = 0.9$

図 6: 提案手法により構築されるトポロジー（リンク張り替えなし）



(a) 通信効率度の変化



(b) クラスター係数の変化

図 7: リンクの追加による各指標の変化

スモールワールド性、消費電力 5.3.1節で構築した各トポロジーについて、 $\omega$ 、クラスター係数、平均パス長、モジュール性、追加した長距離リンクの総消費電力量を表1に示す。大きな差異が生じているのは平均パス長と追加した長距離リンクの総消費電力量の項目である。

まず、スモールワールド性を表す指標である  $\omega$  に着目すると、初期トポロジーが格子状ネットワークの性質を強く持っていることがわかる。また、長距離リンクの追加によっていずれの場合においても構築されるトポロジーはスモールワールド性の特徴を有している。しかしながら、いずれも  $\omega$  は負の値であり、密にノードが配置されたセンサーネットワークにおいては、元々の格子状ネットワーク的な特徴が強く現れることも分かる。

すでに述べたように、 $\alpha$  の値を変化させた場合も、初期トポロジーと比較してクラスター係数の変化はそれほど大きくない。一方で平均パス長についてはその差が明らかに見られ、特に  $\alpha$  が 0.9 の場合には、元々の平均パス長の半分程度となっている。長距離リンクの追加コストについては、 $\alpha$  が高いほど総消費電力量は小さいものとなっている。特に、 $\alpha$  が 0.5 以上のときには、WS モデルと比較しても、より低いコストでより短い平均パス長を達成している。 $\alpha$  が小さい場合にコストが大きくなっている理由は、次数が小さいノードへの接続を優先しながら平均パス長を低下させるために、距離のより長いリンクを多数張るためである。最後にモジュール性に関しては、長距離リンクの追加後においても、全てのトポロジーで WS モデルと比較して高いモジュール性を維持できている。

表 1: 評価指標の比較（リンク張り替えなし）

トポロジー	$\omega$	クラスター係数	平均パス長	モジュール性	総消費電力量
初期	-0.592424	0.531651	7.70326	0.765605	0
WS	-0.357023	0.504152	4.97224	0.718003	2.63377
$\alpha = 0.1$	-0.294293	0.4896	4.67489	0.733703	3.63698
$\alpha = 0.3$	-0.245124	0.495464	4.27897	0.740154	3.77665
$\alpha = 0.5$	-0.201978	0.50545	3.99338	0.729996	2.52696
$\alpha = 0.7$	-0.2056	0.515724	3.89285	0.75855	2.44609
$\alpha = 0.9$	-0.18581	0.517939	3.8932	0.757244	2.24153

接続性のロバスト性 WS モデルおよび提案手法によって構築された各トポロジーにおいてランダム故障が発生した際のコンポーネントサイズの減少傾向を図 8(a) に示す。各トポロジーにおいて次数が大きいものから順に故障していくという想定のもと選択的故障でノードを除外した際のコンポーネントサイズの減少傾向を図 8(b) に示す。

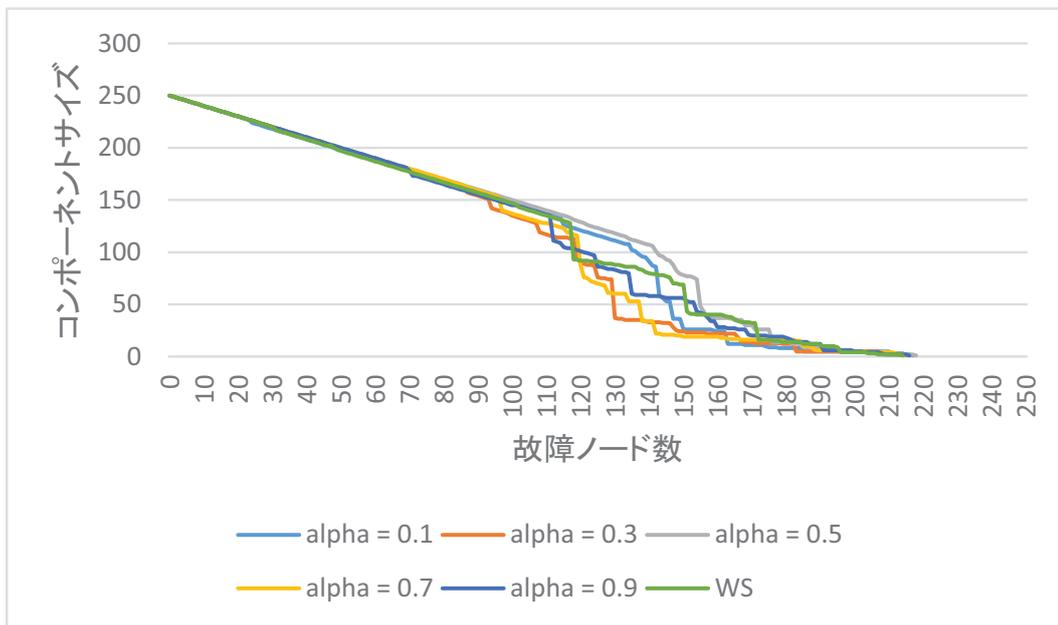
コンポーネントサイズに関しては全ての場合で大きな差が見られないことがわかる。ランダム故障の場合についても、故障ノード数が100個を超えた後に見られる差は、単にランダム性に起因するものである。これは初期トポロジーが格子状ネットワークに近い構造を持ち、元々の接続冗長性が高いためである。

**平均パス長のロバスト性** WSモデルおよび提案手法によって構築された各トポロジーにおいてランダム故障が発生した際の平均パス長の増加傾向を図9(a)に、また、前節同様に選択的故障でノードを除外した際に、ネットワークが分断されるまでの期間の平均パス長の増加傾向を図9(b)に示す。

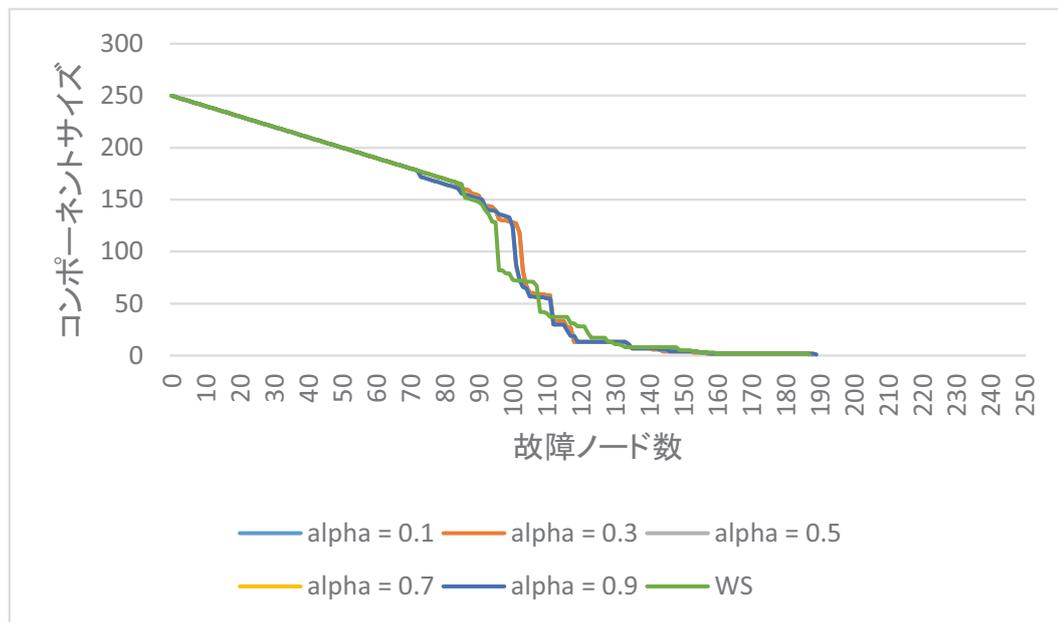
ランダム故障ではリンクが集中している代表ノードが故障するまでの間は平均パス長に大きな変化は見られない。 $\alpha = 0.9$ の際に、平均パス長が急激に増加している部分があるが、これは追加リンクが集中するノードであるハブノードとなった代表ノードに故障が発生したためである。

選択的故障では $\alpha$ が小さいほど故障ノード数が増加した際も短い平均パス長を維持していることが分かる。 $\alpha$ の値が高い場合には追加される長距離リンクが少数のノードに集中するため、平均パス長の短さの要因である追加リンクが選択的故障によって一度に多数失われるためである。また、いずれの $\alpha$ においても1、2ノードが故障した時点で、WSモデルよりも平均パス長は長くなり、提案手法は選択的故障に弱いことが分かる。これは、提案手法がハブノードのような役割を果たす代表ノードを前提として長距離リンクを構築するためである。

**評価結果のまとめ** 提案手法により構築されるトポロジーは、既存のWSモデルをベースにして構築されるトポロジーと比較して、低いコストで低い平均パス長を実現できる。特に、 $\alpha$ の値が高い場合には通信効率度の観点から効率のよいリンクを追加するため、低コストで高い通信効率度を達成できることを示した。しかしながら、少数のノードに長距離リンクが集中するために、ノードの単一故障時に、極端に平均パス長が低下する可能性があることも示した。一方で $\alpha$ の値が低いほど、通信効率度の観点からは効率の悪いリンクを冗長的に追加することになるが、これによって平均パス長に関するロバスト性が向上することを示した。その場合でも、長距離リンクの集中する代表ノードが2台故障した場合には、WSモデルによって構築されるトポロジーのほうがより短い平均パス長となる。次節では、代表ノードに集中するリンクの一部を隣接ノードに張り替えることで、平均パス長に関するロバスト性を向上させる場合の結果を示す。

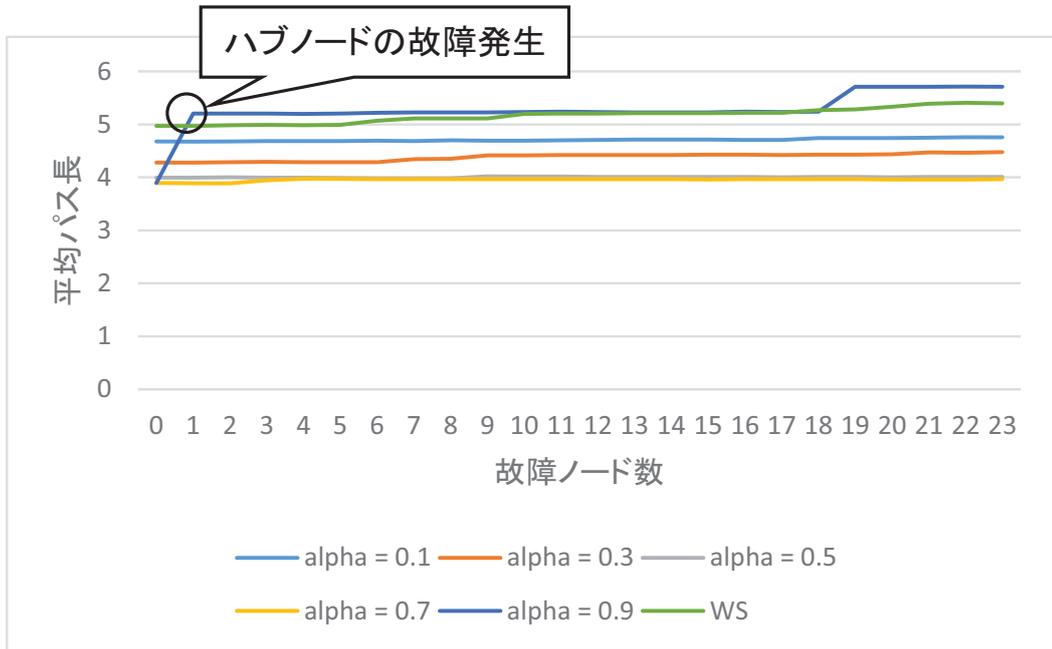


(a) ランダム故障時

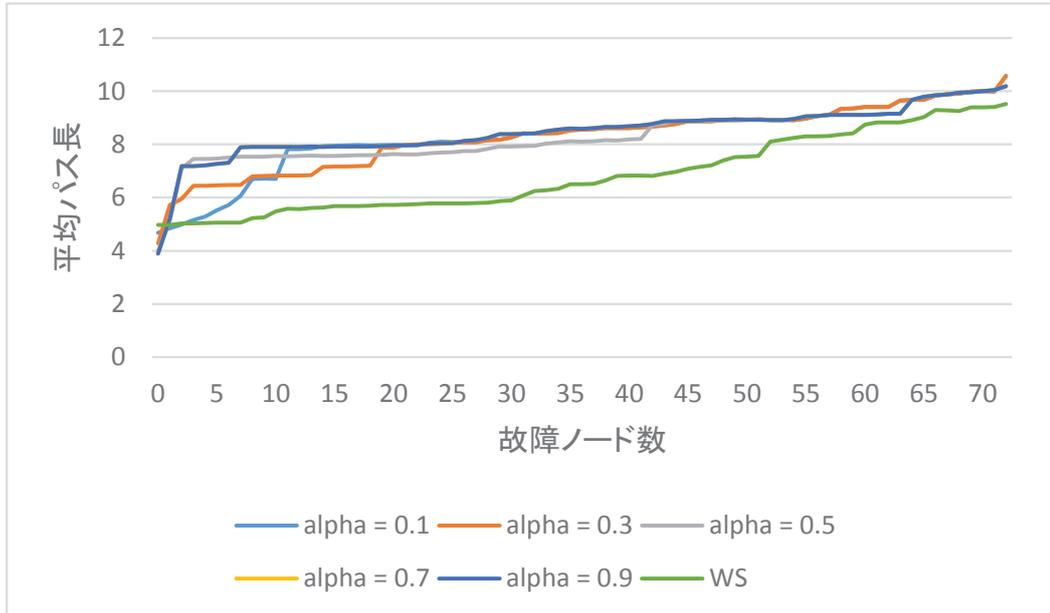


(b) 選択的故障時

図 8: コンポーネントサイズの変化 (リンク張り替えなし)



(a) ランダム故障時



(b) 選択的故障時

図 9: 平均パス長の変化 (リンク張り替えなし)

### 5.3.2 リンクの張り替えを行う場合

トポロジー生成結果 5.3.1 節で構築したトポロジーにそれぞれについて、一部のノードに集中していた長距離リンクを、節 4.2.3 で提案した方法により周囲の 3 ノードに張り替えた。図 10 は、 $\alpha = 0.5$  の際の、構築したトポロジーである。構築したトポロジーについての評価結果を以下に示す。

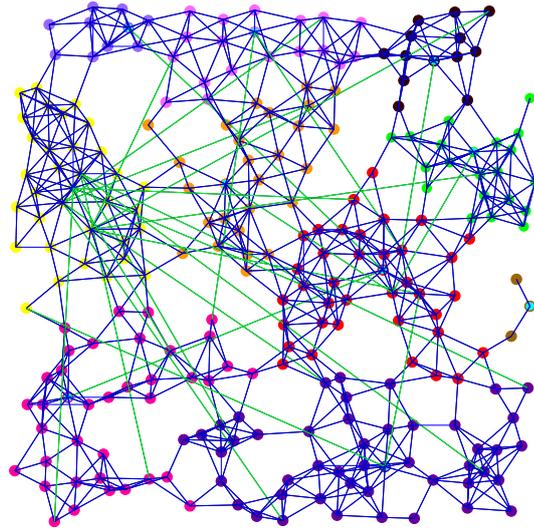


図 10: 提案手法により構築されるトポロジー（リンク張り替えあり、 $\alpha = 0.5$ ）

スモールワールド性、消費電力 5.3.1 節で構築した各トポロジーについて、 $\omega$ 、クラスター係数、平均パス長、モジュール性、追加した長距離リンクの総消費電力量を表 2 に示す。

これは、リンクの張り替えを隣接ノードを対象に行ったことが理由であり、5.3.1 節で示した提案手法の利点を、リンク張り替えによって大きくは失っていない点は重要であるといえる。特に平均パス長が長くなるものの、WS モデルにより構築されたトポロジーよりも低い水準を保っている。

接続性のロバスト性 各トポロジーにおいてランダム故障が発生した際のコンポーネントサイズの変化を図 11(a) に示す。各トポロジーにおいて次数が大きいものから順に故障していくという想定のもと選択的故障でノードを除外した際のコンポーネントサイズの減少傾向を図 11(b) に示す。

コンポーネントサイズに関してはリンクの張り替えを行わない場合と同様でそれほど差が見られないことが分かる。これは、ランダム故障に対するコンポーネントサイズのロバスト

表 2: 評価指標の比較（リンク張り替えあり）

トポロジー	$\omega$	クラスター係数	平均パス長	モジュール性	総消費電力量
初期	-0.592424	0.531651	7.70326	0.765605	0
WS	-0.357023	0.504152	4.97224	0.718003	2.63377
$\alpha = 0.1$	-0.306271	0.488101	4.73835	0.742672	3.73442
$\alpha = 0.3$	-0.25497	0.494102	4.4532	0.747313	3.73263
$\alpha = 0.5$	-0.240195	0.504387	4.17427	0.753761	2.52861
$\alpha = 0.7$	-0.239373	0.514506	4.09041	0.757374	2.44717
$\alpha = 0.9$	-0.230395	0.516721	4.10982	0.752134	2.22472

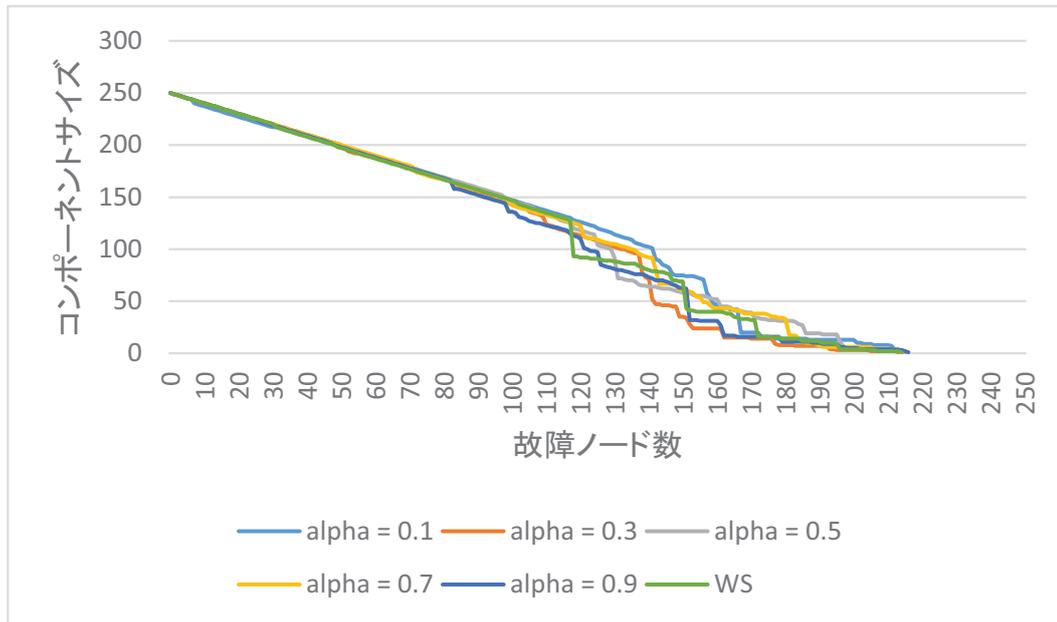
性が、初期トポロジーにおける格子状の特徴、すなわち高いクラスター係数に起因していることから明らかである。

**平均パス長のロバスト性** 各トポロジーにおいてランダム故障が発生した際に、ネットワークが分断されるまでの期間の平均パス長の変化を図 12(a) に示す。各トポロジーにおいて次数が大きいものから順に故障していくという想定のもと選択的故障でノードを除外した際に、ネットワークが分断されるまでの期間の平均パス長の増加傾向を図 12(b) に示す。

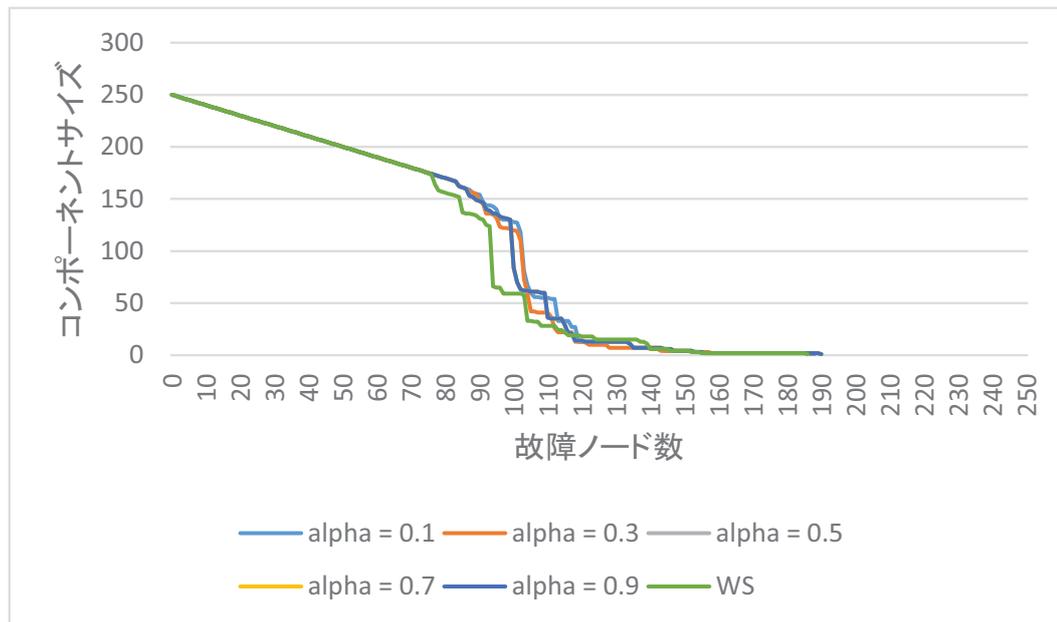
ランダム故障ではリンクの張り替えを行わない場合と同様の理由からリンクが集中しているノードが故障するまでの間は平均パス長に大きな変化は見られない。

選択的故障ではリンクの張り替えを行わない場合と比較して WS モデルよりも平均パス長が短い区間が伸びており、リンクの集中を分散させた事によるロバスト性の向上が見られる。しかしながら、長距離リンクの集中するノードが 3 台程度故障した時点で、WS モデルによるものよりも平均パス長は長くなる。標的型攻撃が問題となる状況は限られているものの、リンクの張り替え方法については更なる検討が必要と考えられる。

**評価結果のまとめ** リンクの張り替えを行うことで、平均パス長はわずかに長くなってしまふものの選択的故障に対するロバスト性が大きく向上することが分かった。また、今回行ったリンクの張り替えは代表ノードの周囲 3 ノードに対するもののみであり、張り替えの対象を増やすことによって平均パス長とロバスト性のトレードオフを調整することができると考えられる。

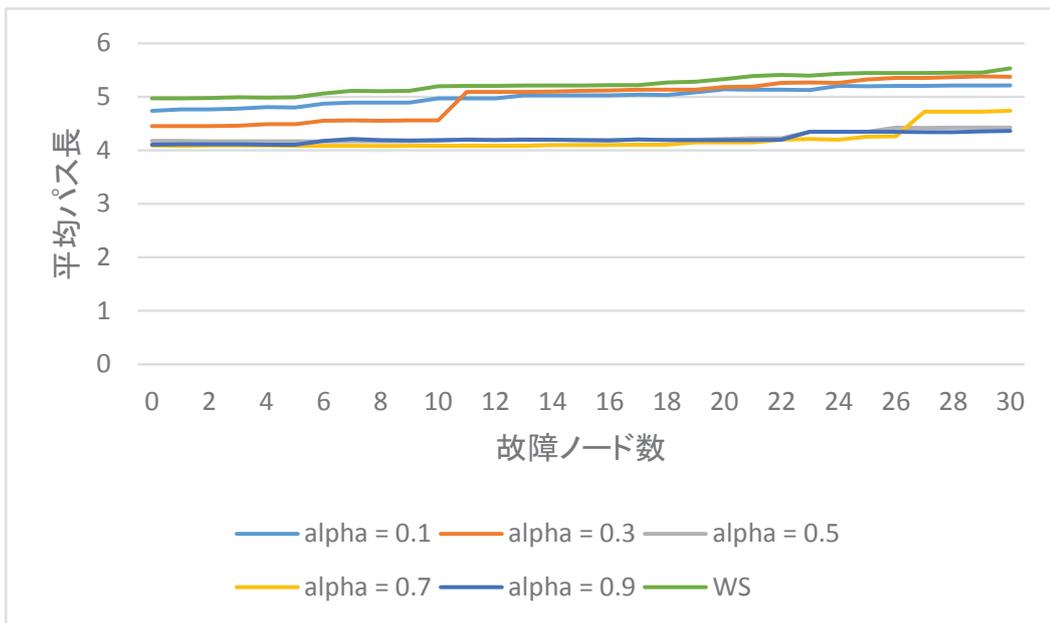


(a) ランダム故障時

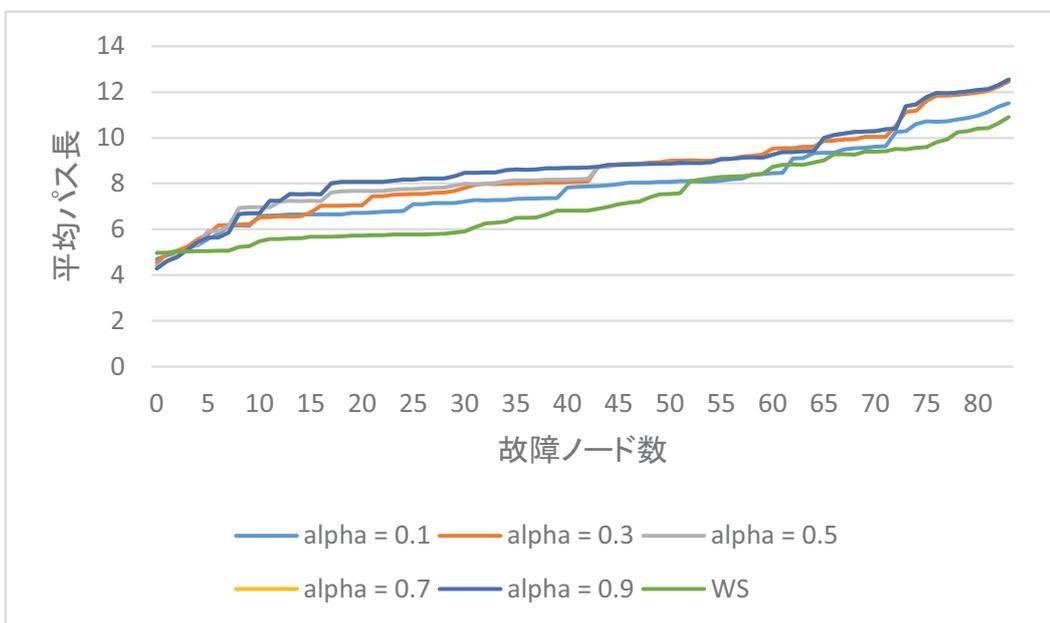


(b) 選択的故障時

図 11: コンポーネントサイズの変化 (リンク張り替えあり)



(a) ランダム故障時



(b) 選択的故障時

図 12: 平均パス長の変化 (リンク張り替えあり)

## 6 おわりに

本報告では脳機能ネットワークの構造的な特徴を無線センサーネットワークに応用するトポロジーの制御手法を提案した。提案手法では通信効率度とクラスター係数それぞれに重み付けをした評価関数を用いて長距離リンクの追加を行ったが、通信効率度を基準値に近づけることに重きをおいた場合、追加されるリンクは一部のノードに集中しやすくなるという性質をもつ。このとき既存手法の1つであるWSモデルにより作成したトポロジーよりも低コストで短い平均パス長のトポロジーを構築することができた。また、構築されるトポロジーは一部のノードに長距離リンクが集中するため、選択的故障に対するロバスト性は低くなるが、隣接ノードに一部の長距離リンクを張り替えることで、このリスクを抑えることが可能であることを示した。

本報告での評価は、トラフィックを考慮していない状況下での静的な内容にとどまっております。実際にトラフィックが発生する際には、ハブノードへのトラフィックの集中や長距離リンクによる干渉が問題となる。今後の課題としてアプリケーションによってトラフィックが発生する状況を考慮することが必要である。また、一般に脳のモジュール構造は脳の進化可能性に寄与していると言われており、モジュール構造に着目した本提案手法によって構築されるトポロジーは、トラフィックの需要変化に対する適応的な成長の可能性を備えていることが期待される。これらについての検討が今後の課題である。

## 謝辞

本報告を終えるに当たりまして、日頃よりご指導、ご教授いただきました大阪大学大学院情報科学研究科の村田正幸教授に心より感謝申し上げます。ならびに本報告の作成に終始、丁寧なご指導をいただきました大阪大学大学院経済学研究科の小南大智助教に深く感謝いたします。また、平素から適切なお助言を頂いた大阪大学大学院情報科学研究科の荒川伸一准教授、大下裕一助教に厚く御礼申し上げます。最後に、日頃から様々な質問に答えていただき、多くの知識を頂きました岩井卓也氏、久世尚美氏、豊永慎也氏、隠塚尚孝氏、藤田勇希氏をはじめとする研究室の方々にも深く感謝申し上げます。特に豊永慎也氏には同じ脳機能ネットワークに関する調査をする中で、研究の細部に至るまで協力して頂きました。重ねて感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] H. Zhang, J. Llorca, C. C. Davis, and S. D. Milner, “Nature-inspired self-organization, control, and optimization in heterogeneous wireless networks,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 11, no. 7, pp. 1207–1222, July 2012.
- [2] R. Agarwal, A. Banerjee, V. Gauthier, M. Becker, C. K. Yeo, and B. S. Lee, “Achieving small-world properties using bio-inspired techniques in wireless networks,” *The Computer Journal*, vol. 55, no. 8, pp. 909–931, Mar. 2012.
- [3] H. Karl and A. Willig, *Protocols and Architectures for Wireless Sensor Networks*. WILEY, 2005.
- [4] L. Atzori, A. Iera, and G. Morabito, “The Internet of Things: A survey,” *Computer Networks*, vol. 54, no. 15, pp. 2787–2805, May 2010.
- [5] L. Atzori, A. Iera, and G. Morabito, “The internet of things: A survey,” *Computer Networks*, vol. 54, no. 15, pp. 2787–2805, Oct. 2010.
- [6] K. Akkaya and M. Younis, “A survey on routing protocols for wireless sensor networks,” *Ad Hoc Networks*, vol. 3, no. 3, pp. 325–349, May 2005.
- [7] P. Suriyachai, U. Roedig, and A. Scott, “A survey of MAC protocols for mission-critical applications in wireless sensor networks,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 14, no. 2, pp. 240–264, May 2012.
- [8] D. L. Guidoni, R. A. Mini, and A. A. Loureiro, “On the design of resilient heterogeneous wireless sensor networks based on small world concepts,” *Computer Networks*, vol. 54, no. 8, pp. 1266–1281, June 2010.
- [9] J. Ozik, B. R. Hunt, and E. Ott, “Growing networks with geographical attachment preference: Emergence of small worlds,” *Physical Review E*, vol. 69, no. 2, pp. 0261081–0261085, July 2004.
- [10] D. Meunier, R. Lambiotte, and E. T. Bullmore, “Modular and hierarchically modular organization of brain networks,” *Frontiers in Neuroscience*, vol. 4, no. 200, pp. 1–11, Dec. 2010.

- [11] E. Bullmore and O. Sporns, “The economy of brain network organization,” *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 13, no. 5, pp. 336–349, May 2012.
- [12] P. E. Vértes, A. F. Alexander-Bloch, N. Gogtay, J. N. Giedd, J. L. Rapoport, and E. T. Bullmore, “Simple models of human brain functional networks,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 109, no. 15, pp. 5868–5873, Aug. 2012.
- [13] P. Santi, “Topology control in wireless ad hoc and sensor networks,” *ACM Computing Surveys*, vol. 37, no. 2, pp. 164–194, June 2005.
- [14] D. J. Watts and S. H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks,” *nature*, vol. 393, no. 6684, pp. 440–442, 1998.
- [15] 増田直紀, 今野紀雄, 複雑ネットワーク—基礎から応用まで. 近代科学社, Apr. 2010.
- [16] M. E. Newman, “Modularity and community structure in networks,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 103, no. 23, pp. 8577–8582, 2006.
- [17] V. Latora and M. Marchiori, “Efficient behavior of small-world networks,” *Physical Review Letters*, vol. 87, no. 19, pp. 1987011–1987014, Oct. 2001.
- [18] Q. K. Telesford, K. E. Joyce, S. Hayasaka, J. H. Burdette, and P. J. Laurienti, “The ubiquity of small-world networks,” *Brain Connectivity*, vol. 1, no. 5, pp. 367–375, Dec. 2011.
- [19] H. T. Friis, “A note on a simple transmission formula,” *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*, vol. 34, no. 5, pp. 254–256, May 1946.