

脳機能ネットワークの構造的特徴を有する 無線センサーネットワークトポロジー構築手法

石倉 秀[†] 小南 大智^{††} 村田 正幸[†]

[†] 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

^{††} 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

E-mail: [†]{s-ishikura,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, ^{††}d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp

あらまし センサーネットワークは広い応用性が期待され、研究開発が盛んに行われている。近年では環境情報収集アプリケーション基盤としての役割に加えて、Internet of Things のような新たな技術を支えるための共用通信基盤としての役割を期待されている。従来は、省電力化が第一に求められてきたが、このような役割の変化により、様々なアプリケーションから生じる多様な通信要求の発生への対応が今後求められる。よって、多様な通信要求に適切に対応するために、遅延時間や通信帯域、耐故障性といったネットワーク性能を向上することも重要な課題となる。そこで我々は、高い通信効率とロバスト性を有するトポロジーである人間の脳機能ネットワークの構造に着目し、その特徴を有するセンサーネットワークトポロジーを構築する手法を提案する事により、これらの課題の解決を目指す。提案手法により構築されるトポロジーは、ランダムにリンクを追加した場合と比較して消費電力量は大きいものの、同程度の平均パス長、ノード故障に対する高いロバスト性が得られることを示した。

キーワード 無線センサーネットワーク; トポロジー; 脳機能ネットワーク

A topology construction method for wireless sensor networks inspired by brain functional networks

Shu ISHIKURA[†], Daichi KOMINAMI^{††}, and Masayuki MURATA[†]

[†] Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

^{††} Graduate School of Economics, Osaka University

E-mail: [†]{s-ishikura,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, ^{††}d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp

Abstract Wireless sensor networks (WSNs) have attracted attentions because of its wide applicability. Various applications of WSNs have been developed, and a recent focus of researchers is on using WSNs for shared infrastructures, where various types of traffic occurs. In traditional WSNs, power-saving techniques are expected for a long period of operation time since nodes operate with limited battery. For future WSNs, achieving high communication efficiency while suppressing the power consumption is a very important issue. In this paper, we focus on topology construction in WSNs. In particular, we apply structural properties of human brain functional networks into a WSN topology, which adjust the balance of network cost and performance in the course of their evolution. We apply these properties to a topology construction method for WSNs, and show that the topology constructed by our proposal has high efficiency and robustness.

Key words wireless sensor network; topology; brain functional network

1. はじめに

無線センサーネットワークは、環境中の様々な情報を観測可能なセンサー機器を搭載した無線通信端末（センサーノード）、および、観測した情報を収集する役割を担う無線通信端末（シ

ンクノード）によって、アドホックに構築されるネットワークであり、環境情報収集アプリケーションの基盤技術として注目を集めている。センサーノードの備えるセンサーは多種多様であり、例えば、位置情報、温度、湿度、気体成分、音、圧力、振動、赤外線センサーなどがある。無線センサーネットワーク

においては、各々のセンサーノードが自律的にネットワークを構築することが想定され、そのようなネットワーク制御手法が様々な提案されている。ネットワーク構築後、多くの場合、取得したデータは無線マルチホップ通信によってシンクノードに送り届けられる。すなわち、十分な数のセンサーノードを観測対象となる領域に配置することができれば、ネットワークが自律的に構築され、情報の収集が実現できる。このような特徴から、センサーネットワークは広い応用性が期待され、研究開発が盛んに行われている [1, 2]。

近年では、このようなセンサーノードからシンクノードへの単一方向の通信を中心とした環境情報収集アプリケーション基盤としての役割に加えて、Internet of Things や Machine to Machine のような新たな技術を支えるために、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通信基盤としての役割への期待がセンサーネットワークに向けられている [3]。このようなセンサーネットワークの役割の変化により、様々なアプリケーションから生じる多様な通信要求の発生が今後予想される。無線センサーネットワークにおいては、センサー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前提とされており、従来は、長期間のネットワークの運用の為にセンサーノードの省電力化が第一に求められてきた。省電力化が重要な観点である一方で、多様な通信要求に適切に応じるためには、遅延時間や通信帯域、耐故障性といったネットワーク性能を向上することも重要な課題となる。

本稿ではネットワークトポロジー構築の観点から、これらの課題の解決を目指す。従来の研究において、無線センサーネットワークは各ノードの通信距離を同一とみなしたトポロジーモデルで表されてきた。近年では、無線通信デバイスの進歩から、長距離のショートカットリンクを利用する妥当性が高まっており、文献 [2, 4] などでは、少数のショートカットリンクを追加することで、ネットワークの平均ホップ長を大幅に削減可能であることが示されている。無線センサーネットワークにおいて通信を行う際には、ホップ数ベースの経路が作成されることが多く、そのため、無線センサーネットワークにおいて、平均ホップ数の削減は通信効率の向上と密接に関わる。一方で、これらの文献では、消費電力あるいはネットワークの接続性に関する議論は行われておらず、どのようなトポロジーを構築することが、前述の課題を解決することに繋がるのかは明らかにはなっていない。

取りうる全てのリンクの組み合わせについて調べることは困難である。そこで我々は、高い通信効率とロバスト性を有するトポロジーである人間の脳機能ネットワークの構造に着目し、その特徴を有するセンサーネットワークトポロジーを構築する手法を提案する。脳機能ネットワークとは、特定の行動をとった際に活性化され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、「代謝の低コスト化」とレイテンシーやロバスト性等の「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 [5, 6]。これらの特徴が起因する構造的な特徴としてスモールワールド性が知られている。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、ここでは特に、「短い平均パス長」と「高いクラスター係数」を有する構造であるという定義に着目する。これらは無線センサーネットワークにおいては、平均パス長や接続冗長性を考慮する上で重要な指標である [2, 4, 7]。

脳機能ネットワークの特徴を再現するネットワークトポロジーの生成手法として、文献 [8] において、ノード間の距離と共通の隣接ノード数に基づくリンクの確率的追加モデルが提案されている。しかしながら、文献 [8] では脳機能ネットワークの各機能領域の位置や数、すなわちノードの位置や数を解剖学的な見地から事前に決定しており、その上でノード間にリンクを追加している。ゆえに、文献 [8] のモデルをそのまま無線センサーネットワークに適用することは難しい。そこで本稿では、無線センサーネットワーク上で脳機能ネットワークの特徴を有するトポロジーを構築するために、文献 [8] のリンク追加確率を導出するために利用された、人間の脳を計測して得られた脳機能ネットワークトポロジーにおける二つの特徴量を用いる。一つはホップ長の逆数の平均値である通信効率度、もう一つはクラスター係数であり、これらのスモールワールド性を表す指標をもとに追加するリンクを決定する手法を提案する。計算機シミュレーションを用いた評価により、提案手法により得られる脳機能ネットワークの構造的な特徴を有する無線センサーネットワークトポロジーの特性を明らかにする。

本稿は以下の構成となっている。2. 章では本稿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、4. 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 5. 章で本稿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とその構造的な特徴

この章では、脳機能ネットワークのトポロジー的な特徴とそれらをセンサーネットワークにおけるトポロジー構築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に起因する。また、脳機能ネットワークの特徴として、モジュール構造を持つ点、階層構造を持つ点、隣あうノード同士の度数に正の相関が見られる点なども知られている。様々な特徴が知られているものの、それら全てを同時に再現するモデルについては明らかにされておらず、本稿ではスモールワールド性にのみ着目して調査を行うこととしている。スモールワールドネットワークでは、長距離リンクの存在によって平均ホップ長が短く、このことを通信効率が高いことと同一の意味で扱う。またスモールワールドネットワークは、互いに接続しているノード同士が共通の隣接ノードを持つ性質（クラスター性）を持ち、多数の迂回経路が存在する構造を持つ。

2.1 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が存在することである [5]。物理的に離れた機能領域間を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、離れた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。

2.2 クラスタ係数

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り、距離が近い機能領域間が接続されやすい。この理由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、一般的に代謝コストが小さい短距離リンクが構築されやすい [5]。脳機能ネットワークでは似た処理を行う脳機能領域は物理的に近い場所に位置し、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、密に配置される際にはノード故障等に対する冗長性が高まる。しかしながら本稿では特に通信範囲を定めておらず、クラスタ係数を考慮してトポロジーを構築することで、接続性に対するロバスト性を備えさせる。

3. 脳機能ネットワークの構造的特徴を有するトポロジー構築手法

脳機能ネットワークの持つ構造的特徴の一つであるスモールワールド性を有する、無線センサーネットワークトポロジー構築手法について説明する。本手法では、文献 [8,9] におけるモデルをベースに、あらかじめ全ノードの接続性を確保した上で、ネットワークがスモールワールド性を有するように、リンクを追加する。具体的には、以下の手順によってトポロジーを構築する。

- (1) 接続性を保つため、minimum spanning tree を構築する。
- (2) リンク数の合計が M_0 本に達するまで、ノード間の距離が短い順に、リンクを追加する。このようにして構築されるトポロジーを初期トポロジーとする。
- (3) リンク数の合計が M 本に達するまで、脳機能ネットワークのスモールワールド性に近づくようにリンクを追加する。
- (3) における長距離リンクの追加方法について次節で説明する。

3.1 長距離リンクの追加方法

脳機能ネットワークの持つ様々な構造的特徴を再現するようなモデルは未だに明らかになっていない。本稿では脳機能ネットワークの持つスモールワールド性に注目しているため、長距離リンクの追加によって変化する、通信効率度とクラスタ係数の値に着目した追加方法を用いることとする。この際に、文献 [8] で用いられている、実測された脳機能ネットワークにおける通信効率度の値とクラスタ係数の値をアルゴリズムにおける基準値とし、この値に近づくような長距離リンクを決定的に

追加する。通信効率度とは、文献 [10] においてトポロジー全体の平均パス長を評価するために用いられた指標であり、式 (1) 中の E で示される。本稿においては、文献 [8] と同様に、パス長の代わりとしてホップ長を用いている。

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

ここで N はノード数、 $d_{i,j}$ はグラフ G に含まれるノード i, j 間のホップ長を表す。また、クラスタ係数 C は式 (2) で示される。

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

ここで、 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数を表す。

文献 [8] では脳機能ネットワークの通信効率度、クラスタ係数が示されており、その値はそれぞれ 0.29、0.35 である。これらの値は脳機能ネットワークに特有のものであり、本稿で明らかにしたい、無線センサーネットワークにおいてどのようなトポロジーを構築することが望ましいのかという問に対する解答は得られない。どのような値がネットワークにおいて望ましいのかまでは明らかではないが、これを明らかにすることは、本稿の対象外である。

長距離リンクの追加位置を決定するために、構築されるトポロジーにおける通信効率度とクラスタ係数が、前述の基準値に近づくほどに小さい値を返す評価関数 I を式 (3) のように定義する。この評価関数を最小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。

$$I_{i,j} = \alpha |E_{i,j} - E_{brain}| + (1 - \alpha) |C_{i,j} - C_{brain}| \quad (3)$$

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、クラスタ係数、 E_{brain} 、 C_{brain} は基準値であり、ここでは脳機能ネットワークの通信効率度、クラスタ係数を表す。また、 α は重み付けの定数 ($0 \leq \alpha \leq 1$) である。全ノードの組み合わせを調べ、 $I_{i,j}$ を最小化するようなノード i, j 間にリンクが追加される。構築されたトポロジーのリンク数の合計が M 本に達するまで、この方法によるリンクの追加を行う。

4. 性能評価

提案手法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、構築さ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。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。

4.1 評価環境

単位正方領域に 140 台のノードを一様乱数に従って配置す

る。このノード台数は文献 [8] の値に準じている。リンク密度についても文献 [8] 中の値である 4% (≈ 389 本) に準じ、 $M_0 = 339$, $M = 389$ としている。ここで長距離リンクの追加本数を $M - M_0 = 50$ としているのは、 α を変化させた際のリンク追加位置の特徴を調査するための実験的な値であり、本稿では 50 本の場合の結果のみを示している。提案手法における、 α としては 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 の 5 つの値を用いることとする。

また、リンク数が M_0 本になるまでリンクを追加した後に、脳の構造的特徴を考慮せず、リンクが存在しないノードペアをランダムに $M - M_0$ 個選択してリンクを追加したモデルをランダムモデルとし、比較対象として用いる。

4.2 評価指標

評価指標は各モデルによって構築されたトポロジーのクラスター係数、平均ホップ長、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。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降で詳述する。

4.2.1 消費電力量

本稿における提案手法では、トラヒックの発生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を維持するための消費電力を考える。消費電力コストはリンクの長さを通信距離とみなしたときの、送信電力の総和とする。送信電力 P_T は式 (4) に示す、フリスの伝達公式 [11] の受信電力値を一定の値に設定した際の送信電力を用いる。

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

ここで、 P_R は受信電力 [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]、 λ は周波数 [Hz] を表し、今回の評価では、 $P_R = 10^{-10}$, $G_R = 1$, $G_T = 1$, $\lambda = 2.4 \times 10^9$ とパラメータ設定を行っている。

4.2.2 接続性のロバスト性及び平均ホップ長のロバスト性

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、最大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、平均ホップ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、平均ホップ長をより短く保つことが可能なトポロジーは平均ホップ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。選択的故障に対するロバスト性は、ネットワークにおいて重要なノードの故障に対してどの程度のロバスト性を持っているのかを表す。

4.3 評価結果

4.3.1 トポロジー構築結果

$\alpha = 0.3, 0.7$ の場合に、提案手法によって構築されるトポロジーを図 1、2 に示す。図中でリンクを濃灰色と薄灰色の実線

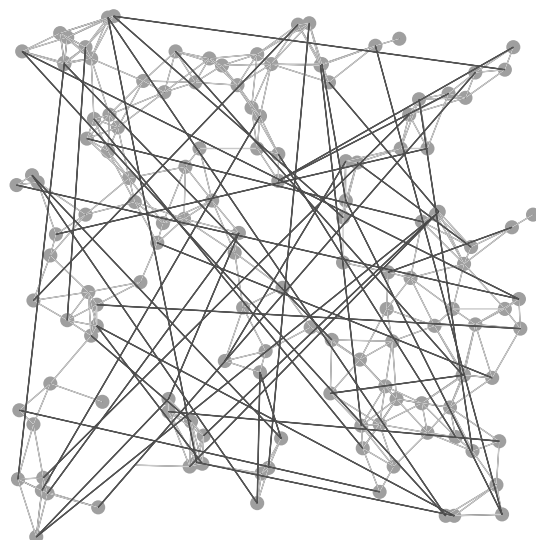


図 1 提案手法により構築されるトポロジー ($\alpha = 0.3$)

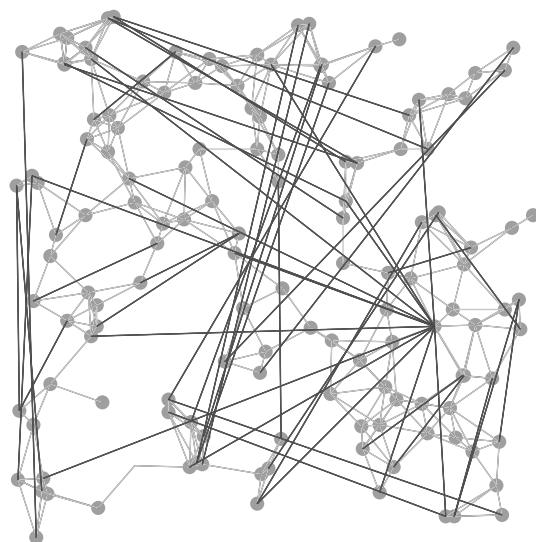


図 2 提案手法により構築されるトポロジー ($\alpha = 0.7$)

で示しており、濃灰色で示されるリンクが長距離リンクを表す。

α の値が 0.7 の場合は極端に次数の高いノードが見られる。これは、 α の値を大きく設定することで、次数の高いノードにリンクが追加されやすくなるためである。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く、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。 α を大きな値に設定した場合、通信効率度を基準値に近づける重みが強くなるため、通信効率度が大きく上がるような位置にリンクが追加されることになる。次数が高くネットワーク内の離れた点に 1 ホップで到達できるようなハブノードがある場合、ランダムに長距離リンクを追加するよりも、ハブノードを経由して多数のノードに短いホップ長で到達できるため、ネットワーク全体の平均ホップ長が短くなる。 α の値が大きい場合には、追加されるリンクが少数のノードに集中して追加され、次数の高いハブノードになっていると考えられる。

一方、 α の値が 0.3 の場合は、正方領域の外側に近いノード同士が互いに接続している。これは、 α を小さく設定すること

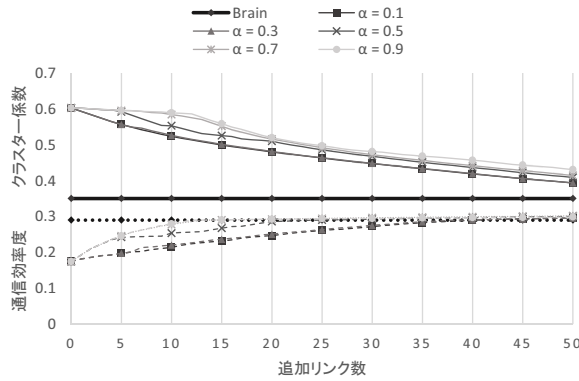


図3 リンク追加による通信効率、クラスター係数の変化

で、次数の低いノード同士にリンクが追加されやすくなるためである。クラスター係数を C_{brain} に近づける場合には、クラスター係数を下げる必要がある。そこで、あるノードにリンクを追加する場合を考える。次数を下げる場合を考えているため、追加するリンクの端点の2ノードは共通の隣接ノードを持たないこととする。この際、式(1)より明らかなように、リンクの追加されるノードの次数が小さいほど、クラスター係数は大きく減少する。つまり、クラスター係数をより小さくするためには、より次数の小さいノード間にリンクを追加すればよい。次数の小さいノード同士の接続が候補となり、その中から、通信効率度を上げるために互いに離れた2ノードが選ばれる。領域の外側にあるノードは次数の小さいものが多いため、 α の値が小さい場合には、領域の外側に近いノード同士が互いに接続すると考えられる。

リンク追加ごとの通信効率度、クラスター係数の変化を、図3に示す。通信効率度は破線、クラスター係数は実線で示している。 α の値に関わらず、50本のリンクの追加が終了した時点で、クラスター係数は基準値に達していない。一方で通信効率度は α の値にもよるが、比較的早い段階で基準値に達している。通信効率度が基準値に達した場合、追加されるリンクには、通信効率度に大きく影響しないように、なおかつクラスター係数を下げられるようなリンクが選ばれる。このようなリンクは最短経路への影響が少ないため、通信効率度に大きく影響せずにクラスター係数を下げられるようなリンクとなっている。このようなリンクを追加することの意義は今回の評価指標では確認できず、今後の検討課題である。

4.3.2 スモールワールド性、消費電力

複数のノード配置で構築したトポロジーについて、平均ホップ長、クラスター係数、追加した長距離リンクの総消費電力量の平均を表1に示す。

平均ホップ長については図3に示されるように目標値に達しているため、 α による大きな違いがない。提案手法により構築したトポロジーでは、通信効率度が基準値に近づくようなリンクの追加がなされているため、ハブによって通信効率度をより上げるリンクの追加をした後に前述した通信効率度に大きく影響しないリンクの追加を行っており、結果としてランダムモデルと同等の平均ホップ長となっていると考えられる。クラス

表1 スモールワールド性、総消費電力の比較

トポロジー	平均ホップ長	クラスター係数	総消費電力量 [10^{-5} mW]
初期	10.526	0.558	0
random	4.042	0.387	0.904
$\alpha = 0.1$	4.105	0.365	1.125
$\alpha = 0.3$	4.061	0.365	1.118
$\alpha = 0.5$	3.960	0.379	0.732
$\alpha = 0.7$	3.963	0.384	0.549
$\alpha = 0.9$	3.973	0.393	0.434

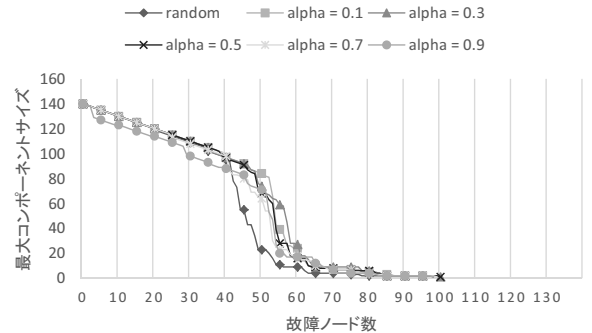


図4 選択的故障時の最大コンポーネントサイズの変化

ター係数は図3に見られた結果と同様、 α による大きな値の変化は見られない。消費電力量は α の値を小さくするに従い、増大しており、 $\alpha = 0.1, 0.3$ の場合には、ランダムモデルよりも消費電力量が大きくなっている。これは、これは、前述のとおり α の値が大きいくほど、正方領域の外側に近く互いに離れたノード同士が接続されやすくなるためである。

4.3.3 接続性のロバスト性

提案手法およびランダムモデルによって構築された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選択的故障モデルに従いノードを除外した際の最大コンポーネントサイズの減少傾向を図4に示す。最大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ず、全ての場合で高いロバスト性を示している。これは、リンク追加後も全てのトポロジーでクラスター係数が高い値を示していることから接続冗長性が保たれていることに加え、リンクの追加によって更に冗長な接続がなされたためである。ランダム故障の場合に関しては本稿では示していないが、選択的故障の場合と同様に、全てのトポロジーで高いロバスト性を示した。

4.3.4 平均ホップ長のロバスト性

ランダム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選択的故障モデルに従い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平均ホップ長の増加傾向を図5に示す。

選択的故障では α が小さいほど故障ノード数が増加した際も短い平均ホップ長を維持していることが分かる。 $\alpha = 0.1, 0.3$ の場合では、ランダムモデルにより構築したトポロジーと比較して、常に短い平均ホップ長を維持しており、平均ホップ長について高いロバスト性を有しているといえる。先に示したよう

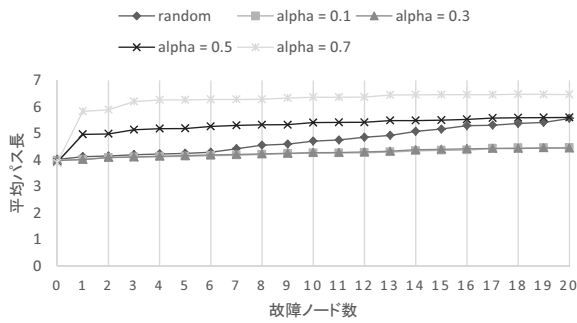


図5 選択的故障時の平均ホップ長の変化

に α の値が小さい場合は、次数が低いノード間にリンクが追加されやすく、ハブノードができにくい傾向がある。一般的に少数のハブノードを有するトポロジーは、次数順の選択的故障時には、平均ホップ長を下げる役割を担っていたノードが優先的に失われるため、平均ホップ長がすぐに大きくなる。図3に示したように、 α の値が小さい場合のリンク追加毎の通信効率の変化は、 α が大きい場合と比較して小さく、すなわち、追加されるリンク一本あたりの平均ホップ長に与える影響は小さい。よって、 α が小さい場合には追加したリンクが失われてもその影響は小さい。更にハブノードができにくく、長距離リンクの端点のノードは次数が小さいことから、リンクが選択的故障によって失われることが少ない。そのため、選択的故障に対する平均ホップ長のロバスト性は高いと考えられる。

一方で α の値が大きい場合には、一つ目のノードが故障した時点で平均ホップ長が大きく増加している。前述したようなハブノードが存在し、そのノードが早期に故障するためである。

4.3.5 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、ランダムにリンクを追加した場合と比較して同程度の平均ホップ長であり、更に $\alpha = 0.1, 0.3$ の場合は、消費電力量に関しては劣るものの、平均ホップ長について高いロバスト性を有することを示した。

接続性のロバスト性に関してはクラスター係数が十分に高いことによって保たれていることを示した。しかしながら、スモールワールド性の特徴である平均ホップ長に関しては、クラスター係数が同等の値を示しているにも関わらず、 α の値によってロバスト性に大きな違いが見られた。この点については、平均ホップ長のロバスト性を高くするためには、次数が小さいノードに対して平均ホップ長が短くなるようなリンクを多数追加することが重要な役割を占めていると考えられる。

5. おわりに

本稿では脳機能ネットワークの構造的特徴を有する無線センサーネットワークトポロジーの構築手法を提案し、その性能を評価した。提案手法では、脳機能ネットワークの通信効率度とクラスター係数それぞれに近づくように長距離リンクの追加を行った。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。こ

の時、平均パス長を下げるができるものの、リンクが集中したノードに故障が発生した際には一度に多数のリンクが失われるために、ロバスト性が低くなる。クラスター係数を脳機能ネットワークの値に近づけることに重きをおいた場合、次数が低いノード間にリンクが形成されやすくなり、ハブノードが生成されにくく、高いロバスト性を示すことが分かった。

本稿での評価は、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、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、脳機能ネットワークの他の特徴としてモジュール構造を有するというものがある。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、この特性を考慮したトポロジーを構築することで、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。

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, March 2012.
- [3] L. Atzori, A. Iera, and G. Morabito, "The internet of things: A survey," *Computer Networks*, vol.54, no.15, pp.2787–2805, Oct. 2010.
- [4] 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.
- [5] E. Bullmore and O. Sporns, "The economy of brain network organization," *Nature Reviews Neuroscience*, vol.13, no.5, pp.336–349, May 2012.
- [6] J. Clune, J.-B. Mouret, and H. Lipson, "The evolutionary origins of modularity," *Proceedings of the Royal Society b: Biological sciences*, vol.280, no.1755, pp.1–9, Jan. 2013.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] F. Klimm, D.S. Bassett, J.M. Carlson, and P.J. Mucha, "Resolving structural variability in network models and the brain," *arXiv preprint arXiv:1306.2893*, vol.1, pp.1–33, June 2013.
- [10] V. Latora and M. Marchiori, "Efficient behavior of small-world networks," *Physical Review Letters*, vol.87, no.19, pp.1987011–1987014, Oct. 2001.
- [11] 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.