

推薦論文

複雑ネットワークにおける選択的攻撃の影響と 媒介中心性を考慮した修復手法

有澤 俊裕^{1,a)} 大沢 英一^{2,b)}

受付日 2015年6月9日, 採録日 2015年12月7日

概要: 実世界に存在するネットワークは、ハブと呼ばれるノードが存在することにより、スケールフリー性という複雑ネットワークの性質を有するものが多い。ハブはネットワーク内の平均経路長の短縮などに寄与するが、故障や攻撃などの障害によってハブが機能停止した場合ネットワーク全体に大きな影響を与える。そのため、ネットワークの頑健性を向上させることは重要な課題となるが、すべての障害を事前に予想し対策を講じることは困難である。そこで本研究では、ハブを対象とした選択的攻撃がネットワーク全体に与える影響の調査を行い、障害の発生したネットワークの修復手法を提案する。実世界のセンサネットワークを実験モデルとして、(1) 攻撃前、(2) 攻撃直後、(3) 修復後の3つのネットワークの状態に対し、(a) タスクの平均処理時間、(b) タスク処理の平均協力者数、(c) 平均処理能力、(d) 平均経路長、(e) 次数分布、以上5種類のデータを取得し、比較した。また、修復には媒介中心性を考慮した手法を考案し、利用した。実験の結果、修復後は攻撃直後と比較して平均協力者数に改善が見られ、平均処理能力についても修復後の結果に改善が見られた。また、攻撃割合が全体の1%程度であれば、元の性能を維持することが可能であることも分かった。この結果より、ネットワークに提案手法を導入することで、レジリエンス性を向上させることが可能であることが分かった。

キーワード：複雑ネットワーク、レジリエンス、媒介中心性、マルチエージェントシステム

The Influence of Selective Attack to Complex Network and Repair Method Considering Betweenness Centrality

TOSHIHIRO ARISAWA^{1,a)} EI-ICHI OSAWA^{2,b)}

Received: June 9, 2015, Accepted: December 7, 2015

Abstract: There are many scale-free networks with hub nodes in the real world. In case certain significant nodes such as hub nodes of a scale-free network are in failure, it might lead to the total inefficiency of the whole network. The purpose of this paper is to improve the resilience of network in such a situation. We first observe influence of selective attack to nodes using multi-agent simulation. We then apply our proposing repair method that is based on betweenness centrality to the system, and observe effects of the repair method. In our experiments we measured five properties including (a) average processing time of task, (b) the number cooperator for task processing, (c) average processing ability of nodes, (d) average length of shortest path, and (e) node degree distribution. The results of experiment show that the proposed method is able to increase the number of cooperator for task processing, and average processing ability of nodes. Also, the average length of the shortest path becomes much shorter. Furthermore, we found that even though top 1% of hub node are in failure because of selective attack, the proposed method is able to preserve the performance of network.

Keywords: Complex Network, Resilience, Betweenness Centrality, Multi-Agent System

1. はじめに

実世界に存在する様々なネットワークはそれぞれ、我々の生活の中で重要な役割を担っている。そのようなネットワークには共通する特性が見られることが多く、“複雑ネッ

本論文の内容は2014年10月の北海道支部シンポジウムにて報告され、支部長により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

¹ 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate, Hakodate, Hokkaido 041-0803, Japan

² 公立はこだて未来大学システム情報科学部複雑系知能学科
Department of Complex and Intelligent Systems, School of Systems Information Science, Future University Hakodate, Hakodate, Hokkaido 041-0803, Japan

a) g2114002@fun.ac.jp

b) osawa@fun.ac.jp

トワーク”という学問分野がここ数十年の間で急速に発達してきた。その複雑ネットワークの観点からみれば、実世界のネットワークの多くにはスケールフリー性と呼ばれる性質が見られる。スケールフリー性を持つネットワークはハブという高次数のノードが存在する。このハブはネットワークの平均経路長の短縮などに寄与するが、同時にネットワークの弱点ともなるため、選択的攻撃（本論文ではネットワーク内の特定のノードを機能停止することと定義する。また、単に攻撃と記した場合も同様とする）などに対して脆弱となる。そのため、ネットワークの構造を工夫するなどして耐故障性（本論文では「故障」を、ネットワーク内のノードがランダムに機能停止することと定義する）を向上させる研究がなされてきた [1], [2], [3], [4], [5]。

ところで、2011年に発生した東日本大震災以降、レジリエンスという言葉が注目されている。レジリエンス (Resilience) とは、Resistance と Recovery の2つの意味をあわせ持つ単語である。Resistance は機能の維持を、Recovery は障害からの回復力をそれぞれ意味している。すなわち、レジリエンスを持つということは、「想定外」に対応するための備えを持つと解釈することができる。

このレジリエンスという言葉がネットワークにあてはめて考える。自然災害と同様に、設計者が想像もしなかった障害がネットワークに発生する可能性を否定することはできない。先に述べたように、ネットワークの耐故障性を向上させる研究は多くなされてきた。しかし、悪意のある攻撃によってハブなどが集中的に機能停止した場合など、ネットワーク全体の性能が大きく低下したとき、そこからいかにして破損箇所を修復し、低下した性能の回復を図るかという課題に対する研究は十分なされているとはいえない。もし、ネットワークの修復手法を実現できれば、ネットワーク内のどのノードが機能停止しても対応できるため、耐攻撃性だけでなく耐故障性についても向上させることが可能となる。これによってあらゆる障害に対応可能な能力をネットワークに付加する、すなわちレジリエンス性を向上させることにつながると考える。

そこで本研究では、ネットワークのレジリエンス性向上を目的として、選択的攻撃がネットワーク全体に及ぼす影響の調査と、ネットワークの自律的な修復手法を提案・検証する。実世界のセンサネットワークを実験モデルとして、性能の変化を観測する。また、本論文では自律的修復手法を、「末端にあるノードが、局所情報のみを用いて自らシステムの性能を回復させる手法」と定義する。

2. 先行研究

本章では、本論文の内容に関係する先行研究について、その概要を述べる。以下に示す研究は、ネットワークの頑健性に関する論文で、ネットワークの構造に着目したものである。

2.1 カスケード故障

ネットワーク内のあるノードの故障から過負荷故障が連鎖し、最終的に大規模な故障に至る現象をカスケード故障と呼ぶ。あるノードが担っていた負荷を周辺に肩代わりさせることによって、肩代わりしたノードも過負荷によって故障してしまい、さらにそれが連鎖することを表している。

林らはこの問題に対し、結合相関の正負がカスケード故障に与える影響について調査したうえで、隣接ノード間のリンク張り替えによる防御戦略を提案した [1]。結果として、ネットワークの結合相関はカスケード故障に対し影響を与えるが、それだけでは被害規模は単純に決まらないことを示唆した。また、防御戦略についてはノードの負荷容量に関する耐久性に応じて、提案手法と従来手法を使い分けることが効果的であると論じている。

2.2 ネットワークの機能不全と構造最適化

谷澤は故障と攻撃の双方に強いネットワークについて考察している [2]。まず、故障（ここではネットワーク内のノードがランダムに故障するとしている）に対しては、ハブの存在が有効であると述べている。ハブが低次数のノードを支配下に置き、さらにハブどうしも連結しあうことによってランダムな故障に耐えうるネットワーク構造を実現する。一方で、ハブを狙った選択的攻撃に対して脆弱になってしまうため、ハブを多く導入することはできない。

結論として、故障と攻撃の双方に対して最も頑強であるネットワーク構造は、二極次数分布構造を持つネットワークであるとしている。二極次数分布とは、2つの次数 k_1 , k_2 のみの次数分布である。しかし、このような極端な次数分布を持つネットワーク構造を持つネットワークは実世界に多く存在しているとはいえないが、応用面での難点を持つ。

3. 前提知識

本章では、本論文の内容で用いる技術や知識について、その概要を述べる。

3.1 複雑ネットワークの概要

実世界におけるネットワークの大多数は単純ではないネットワーク、すなわち複雑ネットワークである [6]。たとえば、人間の社会的ネットワークやインターネット、神経細胞、交通網なども複雑ネットワークに属する。複雑ネットワークはレギュラーネットワーク（完全に規則的なネットワーク）とランダムネットワーク（規則性が見られないネットワーク）の中間のような構造をしている。その形は多種多様であるが、スケールフリー性やスモールワールド性など、共通する特性を見出すことができる。

また、複雑ネットワークには、ハブと呼ばれるノードが存在することが多い。ハブは他のノードと多くつながって

おり、複雑ネットワークにおいて重要な役割を果たしている。このようなハブは複雑ネットワーク全体の平均経路長の短縮などに貢献しているため、選択的攻撃の対象になりやすい。次数の集中した上位5パーセントのノードが故障したとすると、系全体の平均経路長は約2倍にまで増大してしまうことが分かっている。

3.2 複雑ネットワークの特性

以下に、複雑ネットワークの特性について示す。

3.2.1 スケールフリー性

実世界に存在するネットワークのノードが持つ次数（ノードに接合するリンクの数）の分布はべき乗則に従っていることが知られている。つまり、一部のノードは大きな次数を持っている一方で、大多数のノードは次数が小さいということを表している。べき乗則に従ったネットワークはスケールフリー性を有している。また、スケールフリー性を有するネットワークは、ランダムに発生する障害（選択的に発生しない障害）に対して高い頑強性を有することが知られている [7]。

3.2.2 スモールワールド性

スモールワールド性は、ネットワークの平均経路長がネットワークの規模に対して小さいという性質である。具体的な内容については後述するが、平均経路長とは任意のノード v_i から v_j に行くまでの最短距離の平均である。つまり、スモールワールド性を満たすということは、ネットワーク内の任意の2つのノードが、その中間にわずかな数のノードを介するだけで接続されているということである [8], [9]。

3.3 複雑ネットワークの統計的指標と中心性

本節では、複雑ネットワークの統計的な指標とネットワークの中心性について説明する。特に、本研究と関連するものに絞って述べる。

3.3.1 平均経路長

平均経路長とは、ネットワーク内の任意の2ノード間の最短距離の平均を表す指標であり、ネットワークのおおよその大きさを表現することが可能である。ネットワークのノード数を N 、ノード v_i と v_j 間の最短経路長を d_{ij} とすると、平均経路長 L は以下の式で求めることができる [9]。

$$L = \frac{1}{\frac{1}{2}N(N-1)} \sum_{i>j} d_{ij} \quad (1)$$

L がネットワーク内の全ノード数 N に対して、 $\log(N)$ に比例する程度であれば、スモールワールド性を満たすと定義されている。

3.3.2 次数分布

次数分布は、ある次数 k を持つノードの分布を表したものであり、ネットワークの持つ性質によってその分布が異

なる。先述のとおり、この分布がべき乗則に従えばスケールフリー性を満たす。また、ランダムネットワークの次数分布は正規分布であり、特定のピークを持つことが知られている [7], [9]。

3.3.3 媒介中心性

媒介中心性は、情報を橋渡しすることに関与している度合いを示すものである [10]。ネットワーク内の任意の2ノードを選び、それぞれの組合せの最短経路内にあるノードが存在する確率によって決定される。ノード v_i の媒介中心性 B_i は、始点 v_{i_s} から終点 v_{i_t} の最短経路の中で v_i を通るものを $g_i^{(i_s i_t)}$ とし、最短経路の総数を $N_{i_s i_t}$ としたとき、以下の式で算出する。

$$B_i = \frac{\sum_{i_s=1; i_s \neq i}^n \sum_{i_t=1; i_t \neq i}^{i_s-1} \frac{g_i^{(i_s i_t)}}{N_{i_s i_t}}}{(N-1)(N-2)/2} \quad (2)$$

また、媒介中心性の高いノードが攻撃された場合には平均経路長の増大など、ネットワーク内の情報伝達に大きな影響が生じる可能性が高い。

3.4 BA モデル

BA (Barabasi-Albert) モデルとは、ネットワーク生成モデルの1つであり、複雑ネットワークの特性を有する [7]。以下に、生成の手順を示す。

- (1) ノード数 m_0 の完全グラフを用意する。
- (2) m 本のリンクを持ったノードを1個追加する。ただし、 $m \leq m_0$ とする。
- (3) 追加したノードと既存のノードを結びつける。ただし、同じノードから2本以上のリンクをつなぐことは禁止とする。また、新規ノードと結合するノード v_i の選択は、 v_i の次数を k_i 、既存ノードの数を n として以下の式によって確率的に決定する。

$$\prod(k_i) = \frac{k_i}{\sum_{j=1}^n k_j} \quad (3)$$

- (4) 目的のノード数になるまで (2), (3) を繰り返す。

このBAモデルでは、式(2)により、次数の高いノードに新しいリンクが加わりやすいとしている。これを優先的選択という。優先的選択をしている理由は、等確率で新たに結びつくノードを選択すると、スケールフリー性を満たさないネットワークが生成されるためである。この優先的選択によって、一度次数が高くなったノードはその後も新しいリンクを獲得しやすく、ハブになりやすい。このモデルでは、ノードの次数分布がべき乗則に従い、スケールフリー性を満たす。また、平均経路長は短くなり、スモールワールド性も満たす。しかし、BAモデルはクラスター性は満たさない。

3.5 CNN モデル

CNN (Connecting Nearest Neighbor) モデルは、ネットワーク成長モデルの1つであり、スケールフリー性、クラスタ性、スモールワールド性を満たすグラフを生成するアルゴリズムである [11]。以下に、生成の手順を示す。

- (1) パラメータ u ($0 \leq u \leq 1$) を設定する。
- (2) 以下のアルゴリズムを繰り返す。
 - (a) 確率 $1-u$ でネットワーク内に新しいノード v_i を追加し、ランダムで選択されたネットワーク内のノード v_j とリンクを張る。その後、 v_i と v_j のすべての近傍ノードとの間にポテンシャルリンクと呼ばれる擬似リンクを設定する。
 - (b) 確率 u でランダムにポテンシャルリンクを選択し、リンクに変換する。

CNN モデルではポテンシャルリンクから実際のリンクに変換し、ネットワークを構成していくため、「友達の友達は友達」というような人間関係のネットワークの形に似た構造を持つ。

4. 実験モデル

本章では、シミュレーションのための実験モデルや、修復手法の詳細について説明する。本実験モデルは、実世界のセンサネットワークを想定したものである。具体的には、防犯用のセンサネットワークなどにおいて、ハブへの攻撃によって発生するセンサネットワーク内の通信能力低下をいかに抑制するかということ想定している。ただし、シミュレーションの単純化のために、センサネットワークの設置における地理的な制約や物理的な距離などについては考慮せず、あくまで数理的なモデル上でのシミュレーションを行うものとする。

4.1 各エージェントと環境のパラメータ

ノードをエージェント a_i と見なし、その集合を $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ とする。ここで各エージェントはセンサネットワークにおける、末端のセンサに相当する。また各エージェントは、タスクを処理実行するうえでの能力に対応する R_i を持つものとする。

実行能力 R_i は、エージェント a_i が単位時間あたりに実行できるタスクの量を表す。この実行能力は、攻撃前のネットワークにおける媒介中心性をもとに決定する。エージェント a_i の媒介中心性を B_i としたとき、以下の式に従って R_i を決定する。

$$R_i = (1 + \alpha)B_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (\alpha \text{ は定数}) \quad (4)$$

媒介中心性の値が高いほど、実行能力も高くなる。これは、実世界のセンサネットワークにおいて媒介中心性が高いノードは実行能力を高く設定しているという前提での

設定である。また、ネットワークを修復する際、能力の高いものに張り替えが集中しないようにするための許容量 $CA(a_i)$ を設定する。詳細については後述する。

タスク $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ (m はタスクの総数) は各エージェントに対する環境情報の取得を要求することに相当する。本実験モデルではタスクの処理内容を、タスクを割り当てられたエージェントから距離 2 以内のエージェントを協力者と定め、協調してセンサから環境情報を取得し、出力することと想定した。タスクの処理を完了させるためにはコスト $Cost(t_i)$ を要するものとする。エージェント a_i から距離 2 以内のエージェントの数を $NE(a_i)$ とし、 $Cost(t_i)$ を以下の式で定義する。

$$Cost(t_i) = \beta NE(a_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (\beta \text{ は定数}) \quad (5)$$

センサネットワークは、各ノードの接続関係を表す無向グラフ $G = (V, E)$ で表す。エージェント a_i は自身から距離 2 以内のエージェントと通信が可能であるとする。それ以外の場合は通信が行えず、各種情報伝達は不可能であるとする。ただし、攻撃によってエージェントが孤立してしまった場合には、故障したエージェントの近傍からランダムで接続できるものとする。また、本実験ではシミュレーションの単純化のため、通信遅延や、情報伝達に必要なコストなどについては考慮しない。

4.2 シミュレータと各エージェントの動作

本研究では、センサネットワークの動作によって提案手法の性能を評価する。センサネットワークは図 1 のような Step により動作する。以下に、シミュレータと各エージェントの動作を示す。

Step1: タスクの割当て

各エージェントが処理するタスクは、ネットワーク内のエージェントにランダムで割り当てられる。タスクにかかるコストは上記の式に従って決定する。

Step2: 環境情報の取得

割り当てられたエージェント a_i は、自身から距離 2 以内に存在するエージェント (協力者と定義する) に対し、環境情報 (各エージェントがセンサから取得できる情報) を取得するように指示を送信する。指示を受けたエージェントは、センサから環境情報を取得する。

Step3: 環境情報の統合

協力者となったエージェントは環境情報を取得した後、その環境情報をエージェント a_i に送信する。

上記の 3 つの Step を完了するまでにかかる時間を処理時間とする。

4.3 効率の指標

この実験モデルの効率は、(1) 1 タスクの平均処理時間、

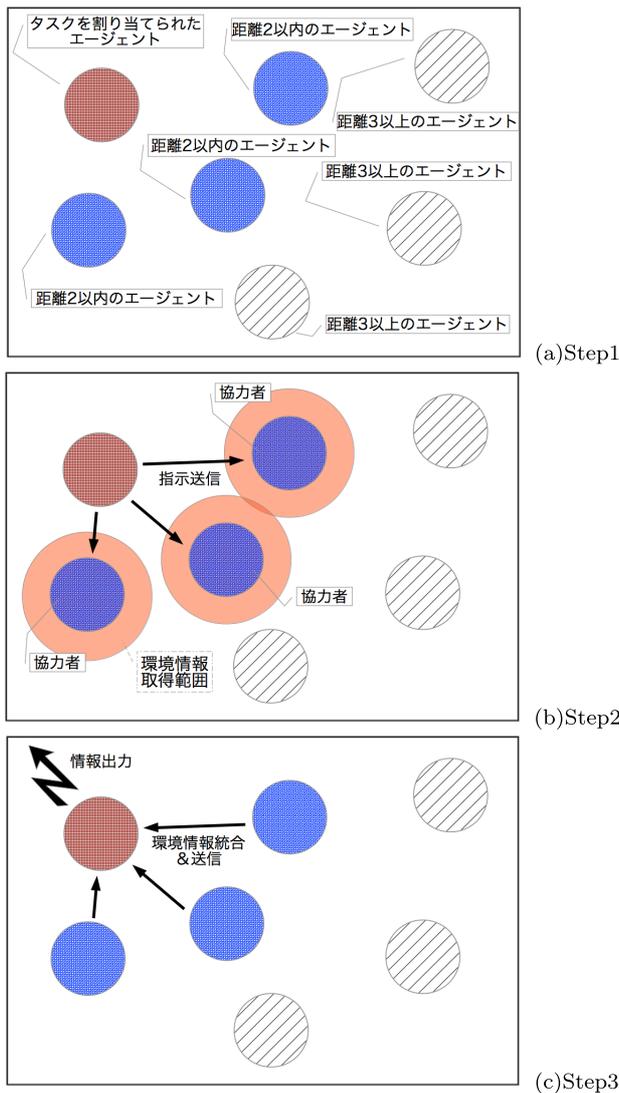


図 1 シミュレータの各ステップ

Fig. 1 Step of simulator.

(2) 平均協力者数, (3) 平均処理能力で評価する. ここで
の処理能力とは, 協力者数を処理時間で割った値とする.
この指標は, 協力者数によってコストが変化することを考
慮して設定した. さらに, ネットワークの統計的指標につ
いても比較する.

4.4 ネットワークの修復手法

ネットワーク修復の手順を以下に示す.

Step1: 攻撃の検知

攻撃を受けたエージェント (仮に a_i とする) の近傍に
位置するエージェント $V_j(a_i)$ は, 次数の変化によって
攻撃を検知する.

Step2: 張り替え先の決定

エージェント $V_j(a_i)$ は, 自身から距離 2 に位置する
エージェントの中から許容量 CA の最も高いエージェ
ント (仮に a_j とする) を選択し, 接続する. その後,
 a_j の許容量 $CA(a_j)$ を γ だけ減少させる. ただし, γ

は定数とする.

ここで, Step2 の許容量 $CA(a_j)$ について説明する. つ
ねに許容量の最も高いエージェントを張り替え先として選
んだ場合, 同じエージェントに張り替えが集中してしまう
可能性がある. このような状況では, カスケード故障など
他の障害を引き起こしてしまうことが考えられる. そこで
このような許容量を設定し, 張り替えの際にその許容量を
下げることで次回修復時の張り替え先候補として選択され
にくくすることにより, リンクの集中を防ぐものである.

5. 実験

選択的攻撃がネットワークに与える影響の調査, および
提案する修復手法の性能を評価するための実験を行った.
以下にその詳細を示す.

5.1 実験のパラメータ

ネットワークはノード数 $N = 1000$ とし, BA モデルお
よび CNN モデルを用いて生成した. BA モデルでネット
ワークを生成するパラメータは, $m_0 = 7, m = 4$ とし,
CNN モデルのパラメータ u は 7 とした. タスクの総数は
1000 とし, タスクのコストは前章の式に従い決定した. ま
た, 単位時間ごとのタスク生起数は 10 と設定した. 攻撃
はネットワーク内のノードの 0.1%, 0.2%, 1%, 2%, 3%,
4%, 5%, 10% に対し, 次数上位 5% の中からランダムで半
数を, 同じく処理能力上位 5% の中からもう半数を選択し
た. ただし, 0.1% のときは次数最上位のエージェントに対
し攻撃を行った.

また, 修復の際の張り替え先の決定法 (以後, 修復戦略
と呼称する) については, 比較のために以下の 3 種類を用
意した.

- 提案手法 (図中では Proposed Method と表記)
- 張り替え先をランダムで決定する手法 (図中では Ran-
dom と表記)
- 媒介中心性が低いものに対し張り替えを行う手法 (図
中では Reference Method と表記)

5.2 実験結果および考察

各実験結果と考察を以下に示す.

5.2.1 平均処理時間の比較

平均処理時間を図 2 に示す. 縦軸は平均処理時間, 横軸
はノードへの攻撃割合を示している. この結果を見ると,
BA モデルの場合においては攻撃直後および 3 種の修復戦
略には大きな違いが見られなかった. また, 攻撃割合が
10% を超えた場合, 処理時間が大きく増大することが観測
された. しかし, 先述のとおりタスクの処理にかかる時間
は, 協力者数に影響されることに注意されたい. 後述の平
均協力者数の結果を見ると, 修復後の方が協力者が多い.
つまり, 修復後の方が, より大きなコストのタスクを処理

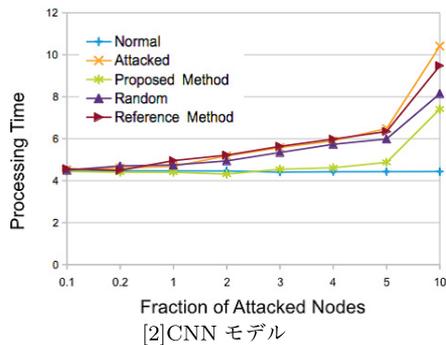
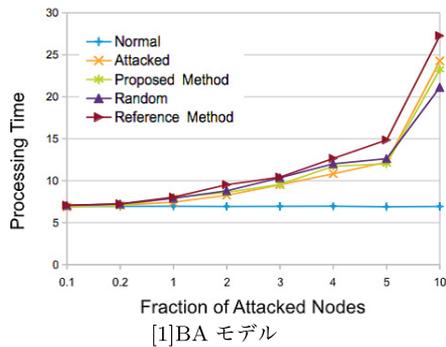


図 2 平均処理時間

Fig. 2 Average of processing time.

しているということになる。

CNN モデルについても、数値は異なるものの BA モデルとはほぼ同様の傾向が見られたが、提案手法については攻撃割合 5% の場合まで攻撃前の値に近づけることに成功している。

5.2.2 平均協力者数の比較

平均協力者数を図 3 に示す。縦軸は平均協力者数、横軸はノードへの攻撃割合を示している。この図から、修復を行わなかった場合、協力者数の減少が著しいという結果が得られた。

BA モデルにおいては、提案手法で修復を行った場合、協力者数は攻撃前と同じか、あるいは改善が見られた。それ以外の修復戦略では、改善は観測されず、正常時の値よりも低い結果となった。CNN モデルにおいては、提案手法が最も効果を発揮しているが、それ以外の修復戦略においても、攻撃前に近い値を攻撃割合 5% の場合まで維持可能であることが分かった。

これは、修復を行ったエージェントが攻撃前よりも次数の高いエージェントにリンクを張り替えることにより、協力者数を増加させることが可能となったことが理由と思われる。しかし、攻撃割合が 10% の場合に協力者数が減少していることから、回復には限界があると考えられる。前提知識で述べたとおり、スケールフリーネットワークは次数の上位 5% が攻撃された場合に大きく性能が低下することが分かっている。本実験の結果でも、その影響が現れたと考えられる。

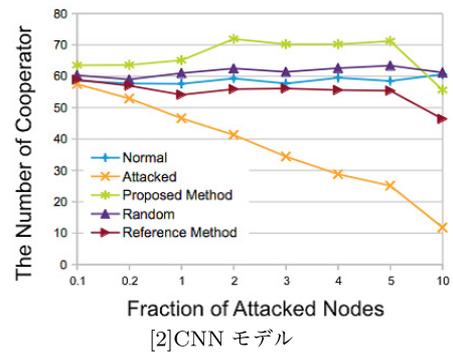
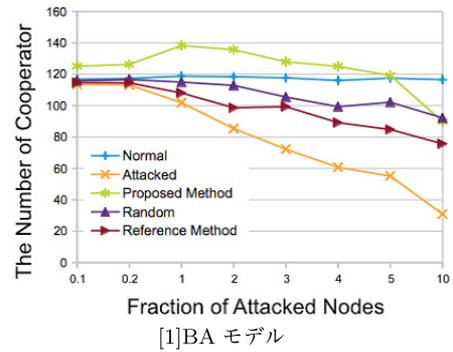


図 3 平均協力者数

Fig. 3 Average of the number of cooperator.

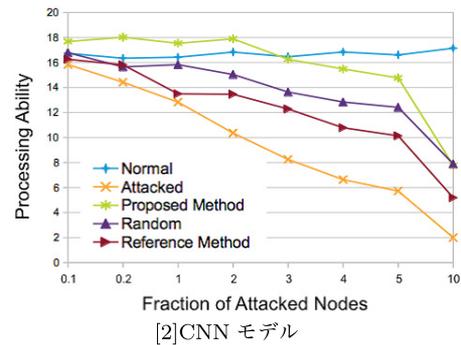
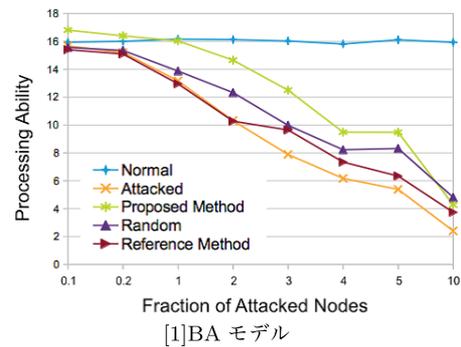


図 4 平均処理能力

Fig. 4 Average of processing ability.

5.2.3 平均処理能力の比較

平均処理能力を図 4 に示す。縦軸は平均処理能力、横軸はノードへの攻撃割合を示している。この図から、提案手法を適用することにより、ある程度処理能力の回復が見ら

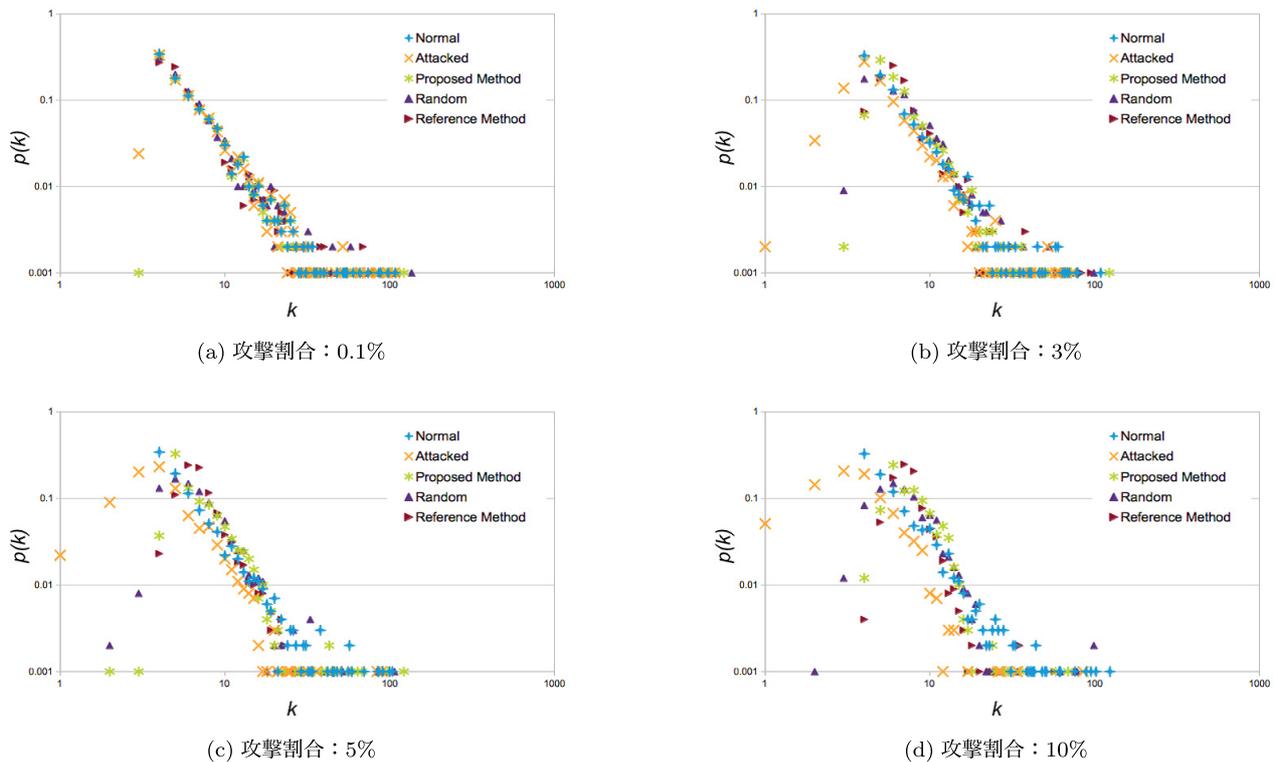


図 5 度数分布 (BA モデル)
 Fig. 5 Degree distribution (BA model).

れる。しかし、攻撃前の能力と同等までに回復しているのは、BA モデルにおいては攻撃割合が全体の 1% の場合までで、CNN モデルにおいては 3% の場合までである。それ以降は攻撃直後よりは高い数値を示しているものの、処理能力が低下してしまうという結果が得られた。提案手法以外の修復戦略においては、提案手法よりもさらに処理能力が低下していることも観測された。処理能力は、協力者数を処理時間で割ることにより算出している。本実験結果では協力者数の上昇が見られているため、処理時間を改善することができればこの処理能力も改善されると思われる。よって、処理時間を改善するための対策が必要となる。

5.2.4 度数分布の比較

図 5 および図 6 の (a), (b), (c), (d) にノードの攻撃割合を 0.1%, 3%, 5%, 10% と設定したときの度数分布を示す。縦軸は次数が k であるノードの数をネットワーク内のノードの総数 (今回は 1000) で割った値 $p(k)$ を示し、横軸は次数 k を示している。また、これらのグラフは両対数グラフである。ノードの攻撃割合の増加にともなって、攻撃後の度数分布が変化していることが分かる。ハブなどの高次数のノードが攻撃されることにより、低次数のノード (たとえば次数が 10 以下のノードなど) が増加するという結果はどの場合においても見られるが、攻撃の割合が多い場合はその傾向が強くなることを見て取れる。しかし、BA モデルにおいても、CNN モデルにおいても、攻撃前と提案手法の度数分布は攻撃割合 10% の場合を除き、ほと

んど違いが見られない。この結果は、提案手法は攻撃されたハブの代わりとなるノードを作り出し、その構造を保つことに成功したからであると考えられる。ただし、攻撃割合 10% の場合に度数分布が攻撃前とは異なる形を見せている。よって、平均協力者数の比較で述べたように提案手法で対応できる攻撃割合には限界があると考えられる。

5.2.5 平均経路長の比較

図 7 に平均経路長を示す。縦軸は平均経路長を、横軸はノードへの攻撃割合を示している。平均経路長を比較すると、BA モデルの場合はすべての修復戦略において、攻撃前の値に近付けることが可能であることが分かった。提案手法を用いた場合では攻撃前よりも平均経路長が短くなっていることが分かる。これは平均協力者数の比較でも述べたとおり、リンクの張り替えによって元々つながっていたエージェントより平均経路長の短縮に貢献するエージェント (たとえば高次数のエージェントや媒介中心性の高いエージェントなど) につながることが可能となったためであると考えられる。また、CNN モデルにおいても同様の傾向が見られたが、その効果がより顕著に現れることが分かった。

しかし、攻撃によって平均経路長が増加しているとはいえ、予測よりもその増加量は少なかった。これはネットワークの持つ度数分布に影響されるものと考えられる。度数分布がより極端な分布であれば、選択的攻撃によって平均経路長は今回の実験結果よりも増加すると考えられる。

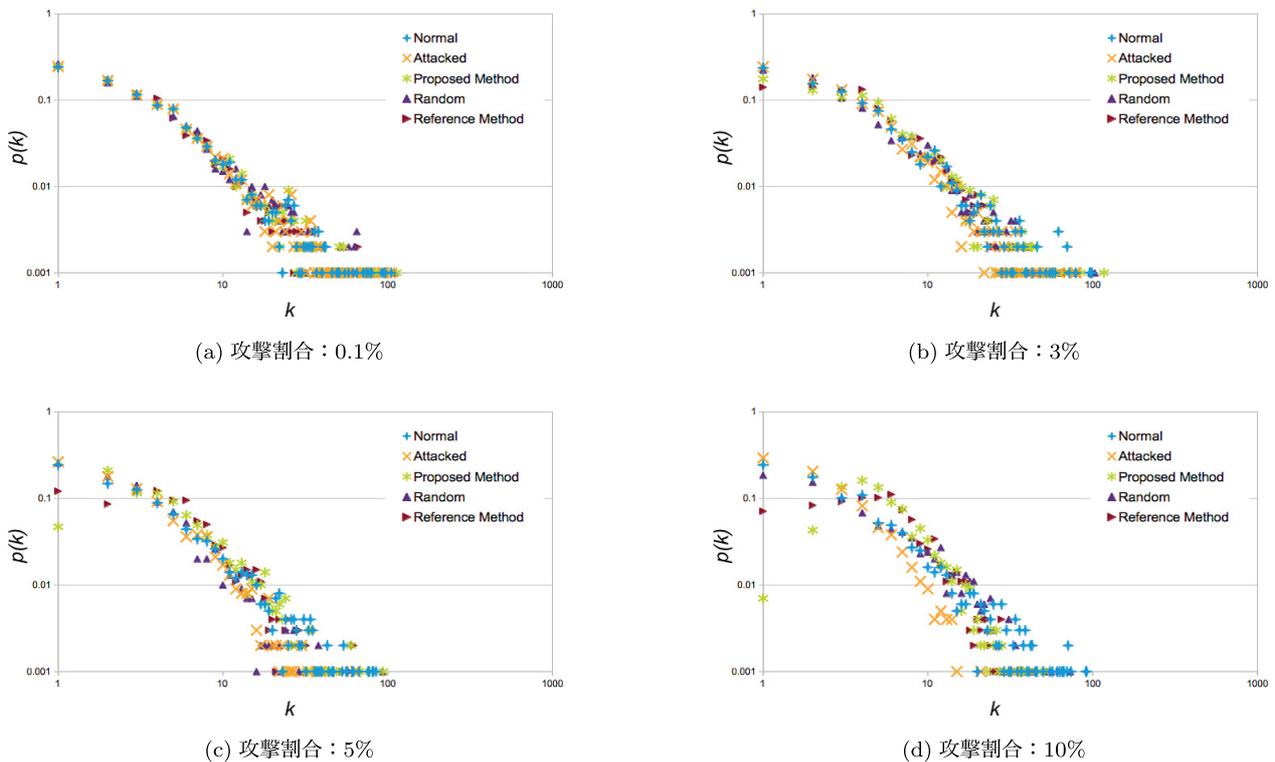


図 6 度数分布 (CNN モデル)
 Fig. 6 Degree distribution (CNN model).

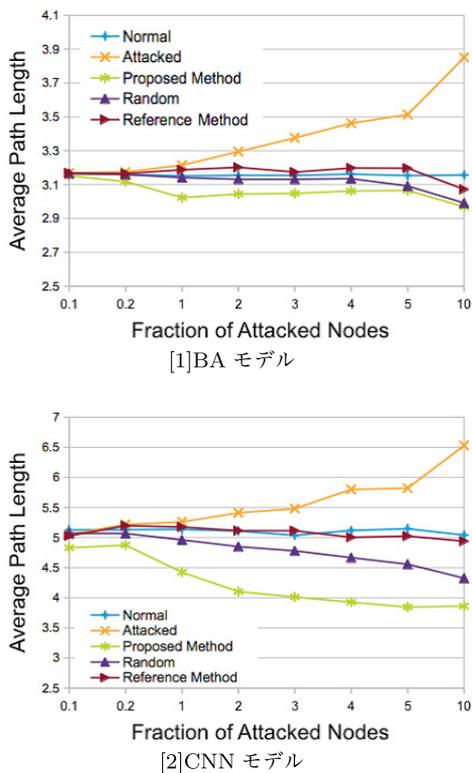


図 7 平均経路長
 Fig. 7 Average path length.

よって、様々な度数分布のネットワークを用意し、実験を行う必要がある。

5.2.6 考察

以上の結果より、BA モデルの場合はノードへの攻撃割合がネットワーク全体の1%程度、CNN モデルの場合は3%程度であれば、攻撃前の性能を維持することが可能であることが示された。それ以上攻撃された場合には、攻撃割合の増加とともに性能も低下することが分かった。統計的指標の観点からの比較では、攻撃割合が5%までは攻撃前と修復後でほぼ同じ度数分布しているのに対し、攻撃割合が10%では分布に変化が見られた。このことから、修復手法で対応できる攻撃割合には限界があると考えられる。

全体的な傾向として、BA モデルにおける実験結果よりも CNN モデルにおける実験結果の方がより攻撃前の性能を維持していることが示されている。これはネットワークの構造の違いによるものと考えられる。ネットワーク構造の違いが提案手法の結果に影響を与えるのならば、その構造に合わせた調整を行うことで、より提案手法の効果が大きくなることを期待できる。

今後の課題としては、提案手法のさらなる改善による平均処理時間の短縮と、処理能力の向上があげられる。

6. おわりに

本論文では、選択的攻撃がネットワークに与える被害の規模の調査と、媒介中心性を用いた自律的な修復手法を提案した。実験では、提案手法によって協力者数を維持、あるいは増加させることが可能であるという結果が得られた。

本研究では、BA モデルと CNN モデルを用いてネットワークを構成したが、ネットワーク構造の違いによって結果に変化が見られた。提案手法の有用性を確認するためには、様々な構造のネットワークを用いて実験する必要がある。さらに、各パラメータの設定によっては、結果に違いが見られる可能性もある。今後は、本実験と異なるネットワーク構造を実験環境に設定し、各種パラメータの設定を変更して実験と考察を行う予定である。さらに、その結果をふまえてより良い修復手法を模索したい。

参考文献

- [1] 林 幸雄, 宮崎敏幸: 結合相関を持つ Scale-Free ネットワーク上のカスケード故障に対する防御戦略, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.3, pp.802–812 (2006).
- [2] 谷澤俊弘: 故障と攻撃の両方に強い繋がり方とは?—ネットワークの機能不全と構造最適化, 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.3, pp.282–289 (2008).
- [3] 山本聡彦, 生天目章: 進化手法による最適同期ネットワークの設計, 情報処理学会研究報告, Vol.2009-MPS-75, No.10 (2009).
- [4] 小林直樹, 白山 晋: ネットワークトポロジーの最適化とその過程の分析, JAWS2010 講演論文 (2010).
- [5] Crucitti, P., Latora, V., Marchiori, M., et al.: Error and attack tolerance of complex networks, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.340, No.1, pp.388–394 (2004).
- [6] 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 (2010).
- [7] Barabasi, A.L. and Albert, R.: Emergence of scaling in random networks, *Science*, Vol.286, No.5439, pp.509–512 (1999).
- [8] Watts, D.J. and Strogatz, S.H.: Collective dynamics of ‘small-world’ networks, *Nature*, Vol.393, pp.440–442 (1998).
- [9] Newman, M.E.J.: The Structure and function of complex networks, *SIAM Review*, Vol.45, pp.167–256 (2003).
- [10] Brandes, U.: A faster algorithm for betweenness centrality, *Journal of Mathematical Sociology*, Vol.25, No.2, pp.163–177 (2001).
- [11] Vázquez, A.: Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, *Physical Review E*, Vol.67, No.5, pp.056104-1–056104-15 (2003).

推薦文

本論文は、情報処理学会北海道支部シンポジウムにて、発表（ポスター形式）を行った論文（6 ページ）で、査読者 2 名から推薦があり、かつ当日の発表審査員の投票が高かったため、同シンポジウムにて優れた研究に贈られる「学術研究賞」を受賞した。支部年間推薦として学術的、技術的に情報処理分野に貢献するテーマ、内容であると判断し、本論文を推薦する。（北海道支部支部長 山本雅人）



有澤 俊裕 （学生会員）

2014 年公立ほこだて未来大学システム情報科学部複雑系知能学科卒業。同年同大学大学院システム情報科学研究科入学。マルチエージェントシステム、複雑ネットワーク等の研究に従事。2014 年本学会北海道支部学術研

究賞を受賞。



大沢 英一 （正会員）

1982 年東京工業大学理学部数学科卒業。同年ソニー（株）入社。1986～1987 年ハーバード大学大学院言語学科。1989 年（株）ソニーコンピュータサイエンス研究所入社。2000 年より

公立ほこだて未来大学情報アーキテクチャ学科教授、現在同大学複雑系知能学科教授。博士（工学）。マルチエージェントシステム、複雑ネットワーク等の研究に従事。1994 年人工知能学会全国大会優秀論文賞、2009 年人工知能学会研究会優秀賞、同年本学会山下記念研究賞、2014 年本学会北海道支部学術研究賞を受賞。本学会理事および日本ソフトウェア科学会理事等を歴任。