

Design Methods for Reliable Interconnected Networks with Mutual Dependency: Drawing Inspiration from Human Brain Networks

脳機能ネットワークに着想を得た相互依存性を有する相互接続ネットワークの設計手法

大阪大学 情報科学研究科 情報ネットワーク学専攻
先進ネットワークアーキテクチャ講座
村田研究室 村上雅哉

2019/12/25

1

研究背景

- IoT の発展に伴う情報ネットワークと社会インフラの融合
 - サービスの高度化のため、交通、電力、医療などの社会インフラが情報ネットワークと接続
- 相互に接続されたネットワークにおいて、一部のネットワークの障害が他に波及する危険性が存在
 - 例: 通信網と電力網の大規模カスケード障害の事例^[1]
 - 多様な社会インフラとネットワークが相互に接続された IoT ネットワーク環境においては、障害伝搬の影響が深刻化

相互依存性を有する相互接続ネットワークの高信頼なアーキテクチャの実現が喫緊の課題

2019/12/25

[1] S.V. Buldyrev, et al. "Catastrophic cascade of failures in interdependent networks." *Nature*, vol. 464, pp. 1025-1028, Apr. 2010

2

高信頼化のための課題

- 通信効率性
 - 遅延の小さい経路で情報を伝達
- 頑強性
 - ノード故障などの環境変動時にもサービス品質を維持
- 拡張性
 - モジュール数やノード数が増加してもサービス品質を維持
- 省エネルギー性
 - 配線コストや通信電力を抑えつつ高いサービス品質を実現

環境変化に適応し進化を続けてきたヒトの脳機能ネットワークに着目

2019/12/25

3

ヒトの脳機能ネットワーク

- 近年、工学分野への応用が注目を集めているが、情報通信技術への応用は検討不十分
- 脳機能ネットワークの優れた特性^[2,3]
 - 100億超の神経細胞を擁する、領野(機能モジュール)を単位とした拡張性の高い相互接続ネットワークを形成
 - 神経細胞の代謝コストと、通信効率性・頑強性などの性能とのトレードオフを解決し、高信頼性を確保
 - 高次な機能を提供するため、領野間に相互依存性が存在する一方で、高い頑強性を実現

相互接続ネットワーク高信頼化に必要な基本的特性を有している可能性が高い

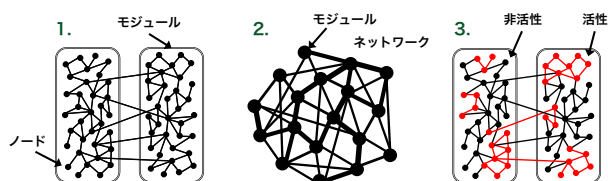
2019/12/25

[2] D. Sporns and R. F. Betzel. "Modular brain networks." *Annual review of psychology*, vol. 67, p. 813, 2016.
[3] F. Morone et al. "A model of brain activation predicts the collective influence map of the human brain." *PLoS*, vol. 114, no. 10, pp. 3940-3954, 2017.

4

課題解決のキーアイデア

1. 領野内/間の神経細胞の接続構造
 - 高信頼性に寄与するトポジ的接続特性
2. 大脳皮質の領野単位の接続構造
 - 代謝コストと機能性のトレードオフを最適化した構造
3. 領野間の神経細胞の相互依存性
 - 機能的に相互依存する一方、高い頑強性を提示



2019/12/25

5

博士論文の構成

- 領野内/間の神経細胞の接続構造
 - ↓
 - ネットワーク内/間を区別したトポジ設計手法の提案
- Chapter 1: Introduction
- Chapter 2: Topology Design of Interconnected Networks to Improve Efficiency and Robustness
- 大脳皮質の領野単位の接続構造
 - ↓
 - 地理的制約下でのネットワーク単位の接続手法の提案
- Chapter 3: Configuring Interconnectivity of Interconnected Networks with a Trade-off of Geometric Constraints and Performance
- 領野間の神経細胞の相互依存性
 - ↓
 - ネットワーク間の依存性を考慮したモデルとトポジの提案
- Chapter 4: Design Method for Reliability of Interconnected Networks with Mutual Dependency
- Chapter 5: Conclusion

2019/12/25

6

Chapter 2:

Topology Design of Interconnected Networks to Improve Efficiency and Robustness

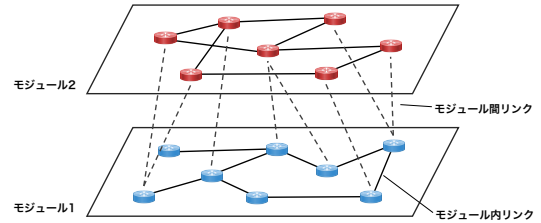
- Masaya Murakami, Shu Ishikura, Daichi Kominami, Tetsuya Shimokawa, and Masayuki Murata, "Robustness and Efficiency in Interconnected Networks with Changes in Network Assortativity," *Applied Network Science*, vol.2, no.1, p.6, March 2017.

2019/12/25

7

Chapter 2 の研究目的

- モジュール内およびモジュール間の接続手法の提案
- ノードの次数中心性の相関に基づき、モジュール内/間を区別したリンクの割当て手法の提案
- 相互接続ネットワークの頑強性と通信効率性の向上



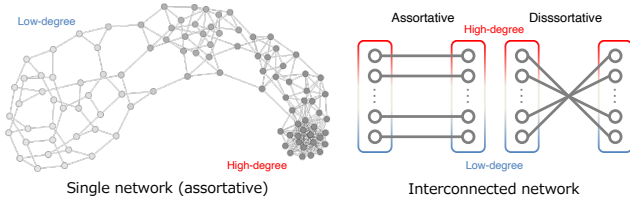
2019/12/25

8

アソータティビティ^[4]

- 中心性指標の一つである次数中心性の相関性の評価指標
- 脳神経細胞の接続特性として、領野間と領野内の接続構造において特定の傾向を示し、高信頼性の実現に寄与

Assortative : 中心性の近いノード同士が接続
Disassortative : 中心性の離れたノード同士が接続



2019/12/25

[4] M. E. Newman, "Assortative mixing in networks," *Physical review letters*, vol. 89, no. 20, pp. 1-4, 2002.

9

アソータティビティ係数

- モジュール内アソータティビティ^[4]: r

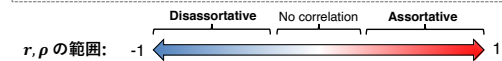
$$r = \frac{1}{\sigma_q^2} \left[\sum_{j,k} jkq(j,k) - \left(\sum_j jq(j) \right)^2 \right]$$

$q(j,k)$: 無作為に選択されたリンクの端点の次数が $j+1$ と $k+1$ である確率
 $q(j)$: 無作為に選択されたノードの残存次数が j である確率
 σ_q : $q(j)$ の標準偏差

- モジュール間アソータティビティ^[5]: ρ

$$\rho = \sum_{e \in E} \rho_e, \quad \rho_e = \frac{1}{M\sigma_q^2} [(j - U_q)(j - U_q)]$$

U_q : 無作為に選択されたノードの次数の期待値, $U_q = \sum_j jq(j)$
 E : モジュール間リンクの集合
 M : ネットワーク全体のリンク数



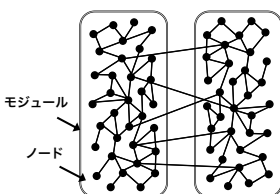
2019/12/25

[5] M. E. Newman, "Assortative mixing in networks," *Physical review letters*, vol. 89, no. 20, pp. 1-4, 2002.
 [6] C. Q. Zhang et al., "A universal assortativity measure for network analysis," *arXiv preprint arXiv:1212.4626*, vol. 1, pp. 1-8, Dec. 2012.

10

特定のモジュール間アソータティビティを有する相互接続ネットワークの構築手法

- 2つのモジュールからなる相互接続ネットワークを構築
 - 目的となるアソータティビティの値を設定
 - モジュール間に無作為にリンクを生成
 - モジュール間アソータティビティを上昇/減少させるようにモジュール間リンクを張り替え
 - ρ が目標値に到達するまで 3. に戻る



モジュール間リンク
アソータティビティ

$$\rho = \sum_{e \in E} \rho_e$$

$$\rho_e = \frac{1}{M\sigma_q^2} [(j - U_q)(j - U_q)]$$

2019/12/25

11

評価方法

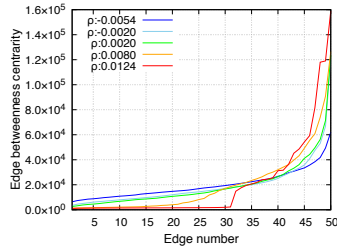
- 評価環境
 - ノード数: 2000、モジュール数: 2
 - モジュール内リンク数: 3000、モジュール間リンク数: 50
 - モジュール内接続構造
 - Barabási-Albert (BA)、Erdős-Rényi (ER) モデルを適用
- 評価指標
 - リンク媒介中心性
 - モジュール間リンクのリンク媒介中心性
 - 平均ホップ長
 - モジュールを跨ぐノード間の平均ホップ長
 - 情報拡散速度
 - SI モデルを利用し、情報の伝播にかかる時間を計測
 - 1 ホップを 1 単位時間と定義
 - 頑強性
 - モジュール間リンク故障に対する平均ホップ長の低下度合いを評価

2019/12/25

12

評価: リンク媒介中心性

- Assortative なネットワークでは、高次数のノードを端点にもつモジュール間リンクに負荷が集中
- Disassortative なネットワークでは、モジュール間リンクの端点が一様になり負荷を分散

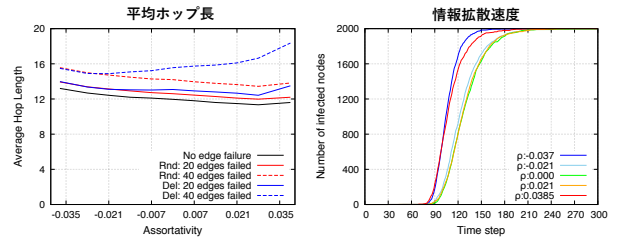


2019/12/25

13

評価: 通信効率性

- Assortative なネットワークではホップ数が低下
- 高次数のノードを両端点にもつモジュール間リンクが貢献
- Assortativity が極値をとる場合に情報拡散速度が上昇
- 高次数のノードが情報拡散に貢献

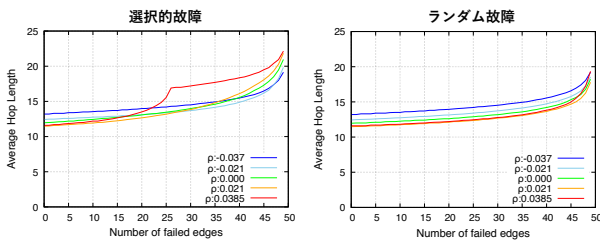


2019/12/25

14

評価: ノード故障に対する頑強性

- 選択的故障に対しては、assortative なネットワークの性能低下が著しいことを確認
- ランダム故障に対しては、assortative なネットワークが性能の優位性を維持することを確認



2019/12/25

15

Chapter 2 のまとめ

- 相互接続ネットワークのモジュール内間を区別したアソータティビティに基づくトポロジ設計手法を提案
- 提案手法に対し有効性をシミュレーションにより評価
 - モジュール内接続構造が assortative な場合 (本発表では説明割愛)
 - 通信効率性が低下
 - 選択的故障への頑強性の向上
 - ランダム故障への頑強性の低下
 - モジュール間接続構造が assortative な場合
 - 通信効率性の向上
 - BA モデル適用時の情報拡散速度は disassortative が優勢
 - 選択的故障への頑強性の低下
- アソータティビティに基づくヒトの脳機能ネットワークの解析の実施 (本発表では説明割愛)
 - 脳の優れた特性に対する脳機能ネットワークの接続構造の関係性を示唆

2019/12/25

16

Chapter 3:

Configuring Interconnectivity of Interconnected Networks with a Trade-off of Geometric Constraints and Performance

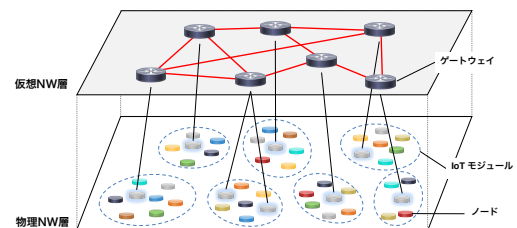
- Masaya Murakami, Daichi Kominami, Kenji Leibnitz, and Masayuki Murata, "Drawing Inspiration from Human Brain Networks: Construction of Interconnected Virtual Networks," *Sensors*, vol.18, no.4, p.1133, April 2018.
- Masaya Murakami, Kenji Leibnitz, Daichi Kominami, Tetsuya Shimokawa, and Masayuki Murata, "Constructing Virtual IoT Network Topologies with a Brain-Inspired Connectivity Model," in *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (ACM IMCOM 2017)*, pp.1-8, January 2017.
- Masaya Murakami, Daichi Kominami, Kenji Leibnitz, Tetsuya Shimokawa, and Masayuki Murata, "Constructing a Virtual IoT Network Using a Cerebral Cortical Connectivity Model," *Technical Report of IEICE-(CCS2016-18)*, vol.116, no.180, pp.9-14, August 2016 (in Japanese)

2019/12/25

17

Chapter 3 の研究目的

- 無線の仮想ネットワーク環境を想定した相互接続ネットワークトポロジの構築手法の提案
- 距離制約を考慮しつつ、高い通信効率性と頑強性を実現
- 大規模かつ変動の多い環境への応用のため、トポロジ計算コストの低い手法としての提案

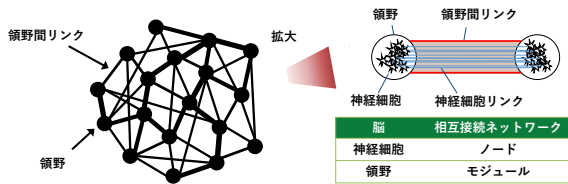


2019/12/25

18

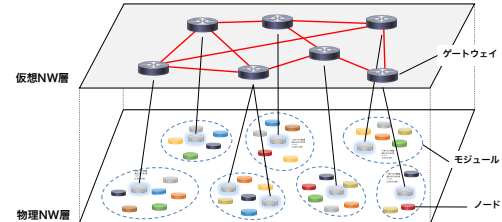
大脳皮質領野間の接続モデル

- Exponential Distance Rule (EDR)^[6]
 - 大脳皮質の領野間の解剖学的な接続構造をモデル化
 - 接続構造の代謝コストと性能とのトレードオフを再現
 - 領野間の神経接続の存在確率 $p(d)$ が領野間の直線距離の増加に対して指数関数的に減衰
 - $p(d) = c \exp(-\lambda d)$
 - c : 正規化定数, λ : パラメータ, d : モジュール間の距離



EDR モデルに基づく仮想ネットワークのモジュール間リンク割当て手法

- 物理NW層にノードとモジュールを無作為に配置
- 確率式 $p'(d)$ に従ってモジュール間リンクを生成
 - $p'(d) = \exp(-d'/\alpha)$
 - d' : 正規化された距離, α : 範囲 [0,1] のパラメータ
- モジュール間リンクの端点をノードに割り当て



評価環境

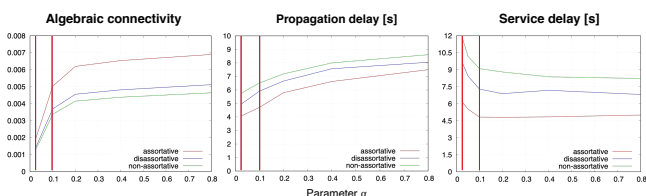
- 500[m] 四方の領域にネットワークを構築
 - ノード数: 5000、モジュール数: 100
 - モジュール内リンク数: 150、モジュール間リンク数: 300
- 仮想NW層のモジュール間接続構造のモデル
 - EDR モデル
 - パラメータ α を変化
 - ER モデル
 - 無作為にリンクを生成
 - Long-Link モデル
 - 域値 $R_{long} = 20[m]$ より遠いモジュール間にリンクを割当てるモデル
 - Short-Link モデル
 - 域値 $R_{short} = 10[m]$ より近いモジュール間にリンクを割当てるモデル
- モジュール間リンクの assortativity を変化させ評価

評価指標

- 通信効率性
 - パケットルーティング時の通信遅延を評価
 - ノード上の処理遅延 (service delay) とリンク上の伝搬遅延 (propagation delay) に分解
- 頑強性
 - 代数的結合性 (algebraic connectivity)^[1] を用いて評価
 - ノード接続性とリンク接続性の下限を示す指標
 - トポロジ上の欠損に対する頑強性を評価
- 配線コスト
 - フリスの公式^[2]に基づき、モジュール間リンク長の平方和を評価

評価: パラメータ α の性能への影響

- パラメータ α の変化に対する性能の評価を実施
 - 伝搬遅延に対する処理遅延・代数的結合性のトレードオフを確認
 - 特に $0.025 \leq \alpha \leq 0.10$ の範囲において、いずれの指標も優れた値を提示することを確認
 - モジュール間の接続性を assortative とした場合に優れた値を提示することを確認



評価: 異なるモデル間の性能比較

- EDR モデルと他のモデルの適用時の性能を比較
 - パラメータは $0.025 \leq \alpha \leq 0.40$ の範囲に着目
 - パラメータ α の調節により他のモデルにも準じる高い性能が獲得可能であることを確認
 - $\alpha \approx 0.10$ とした場合に、トレードオフの元でいずれの指標も優れたトポロジの構築が可能であることを確認

	EDR $\alpha=0.025$	EDR $\alpha=0.10$	EDR $\alpha=0.40$	Random	Short-link	Long-link
Algebraic connectivity [10^{-4}]	1.26	3.22	6.68	4.44	1.02	4.57
Propagation delay	5.66	5.93	7.82	9.58	5.92	12.5
Service delay	11.5	8.88	8.73	8.70	12.5	8.74
WC [$m^2 \times 10^6$]	0.972	4.51	14.0	20.6	1.37	28.8

Chapter 3 のまとめ

- 地理的制約を考慮して、高信頼な接続構造ネットワークのモジュール間接続方法を提案
- 提案手法に対し有効性をシミュレーションにより評価
 - 地理的制約の影響によるトレードオフの下、単一のパラメータ調節により優れた性能を有するトポロジが構築可能
 - 複数の評価指標において優れた値を示すパラメータが、脳の解析的接続構造を近似するパラメータに符号することを確認 (本発表では説明割愛)
- 多数のモジュールからなる相互接続ネットワークにおいては assortative なモジュール間接続が高信頼化に貢献
- ネットワークの規模が拡大した際に、性能の低下度合いを減少させられることを確認 (本発表では説明割愛)

2019/12/25

25

Chapter 4:

Design Method for Reliability of Interconnected Networks with Mutual Dependency

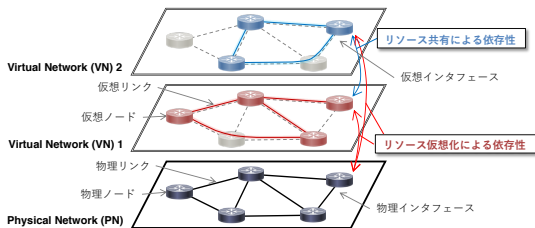
- Masaya Murakami, Daichi Kominami, Kenji Leibnitz, and Masayuki Murata, "Reliable Design for a Network-of-Networks with Inspiration from Brain Functional Networks," *Applied Sciences*, vol.9, no.18, p.3809, September 2019.
- Masaya Murakami, Kenji Leibnitz, Daichi Kominami, and Masayuki Murata, "Designing Interconnected Networks for Improving Robustness and Efficiency," in *Proceedings of the 23th IEEE International Symposium on Local and Metropolitan Area Networks (IEEE LANMAN 2017)*, pp.1-6, June 2017.
- Masaya Murakami, Daichi Kominami, Kenji Leibnitz, and Masayuki Murata, "Analysis and Strategies for Improving Robustness and Efficiency in Interconnected Networks," *Technical Report of IEICE-(IN2016-166)*, vol.116, no.485, pp.413-418, March 2017.
- Masaya Murakami, Kenji Leibnitz, Daichi Kominami, and Masayuki Murata, "Reliable Architecture for Network of Networks with Inspiration from Brain Networks," *Technical Report of IEICE-(IN2017-111)*, vol.117, no.460, pp.129-134, March 2018.

2019/12/25

26

Chapter 4 の研究目的

- ネットワーク間依存性を考慮した高信頼な相互接続ネットワークの設計手法の提案
- 脳機能ネットワークの振舞いに基づく Network of Networks (NoN) モデルの仮想ネットワーク環境への応用
- NoN 上のインフルエンサーの配置・影響力の設計

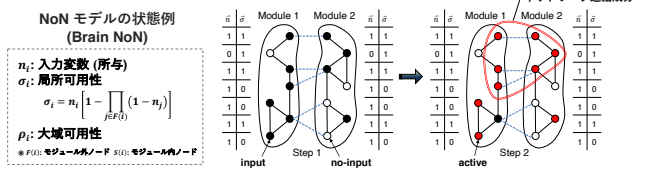


2019/12/25

27

Network of Networks モデル

- NoN の可用性の状態を表現するモデル
 - Catastrophic NoN: 通信網と電力網の依存性を再現^[1]
 - ノードの大域的な可用性が論理的に依存
 - $\rho_i = \sigma_i [1 - \prod_{k \in F(i)} (1 - \rho_{k-i})] [1 - \prod_{j \in S(i)} (1 - \rho_{j-i})]$
 - Brain NoN モデル: 脳の領野間の依存性を再現^[7]
 - ノードの大域的な可用性が論理的に依存 → 高い頑強性
 - $\rho_i = \sigma_i [1 - \prod_{k \in F(i)} (1 - \rho_{k-i}) \prod_{j \in S(i)} (1 - \rho_{j-i})]$



2019/12/25

28

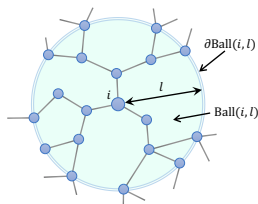
インフルエンサー

- 情報拡散や接続性に関して重要性の高いノード集合
 - Collective Influence (CI)^[8] 法により検出
 - 相互依存性の存在するネットワークでの検出が可能
 - 既存手法よりも高い精度でインフルエンサーを特定

CI の定義

$$CI(i) = (k_i - 1) \sum_{j \in \text{Ball}(i,l)} (k_j - 1) + \sum_{j \in \text{F}(i)} (k_j - 1) \sum_{m \in \text{Ball}(j,l)} (k_m - 1)$$

Ball(i, l): ノード i から l ホップ内のノード集合
 ∂Ball(i, l): Ball(i, l) の周上のノードの集合
 k_i : ノード i の次数
 $F(i)$: ノード i の外部モジュール内の隣接ノード集合



2019/12/25

29

NoN モデルの仮想ネットワーク設計への応用

- Physical-Virtual NoN (PV-NoN) モデルの提案
 - トラフィックによる状態変動を考慮
 - インタフェースに対して既存の NoN モデルを応用
 - トラフィック状況に応じたインタフェースの可用性を変数で表現
- インタフェースの制御方法に基づいて3つの型を想定
 - Type-SD: Statically Divided
 - VN 間で物理ノードのインタフェースの資源を分割
 - 資源: バケットバッファ及びバケット入出力の I/O
 - Type-UD: UnDivided
 - VN 間で物理ノードのインタフェースの資源を共有
 - Type-DD: Dynamically Divided
 - 平常時は type-UD を適用
 - トラフィック増加時は type-SD を適用

2019/12/25

30

PV-NoN モデルの変数定義

□ i^{V_k} : VN k のインタフェース

□ n^{V_k} : i^{V_k} のバッファ利用量

□ n^P : i^P の利用可能状態

□ R^{V_k} : i^{V_k} のバッファの空きの有無

□ Type-SD

□ Type-UD

$$R_{r,s}^{V_k}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } B_{r,s}^P / N_{r,s} > n_{r,s}^{V_k}(t), \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad R_{r,s}^{V_k}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } B_{r,s}^P > \sum_{l \in V} n_{r,s}^{V_k}(t), \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

VN毎の空きを評価

VN全体の空きを評価

□ σ^{V_k} : i^{V_k} の可用性

□ Type-SD

$$\sigma_{r,s}^{V_k}(t) = R_{r,s}^{V_k}(t) (1 - n_{r,s}^P(t))$$

論理的依存性:
VN k がそれ以外のVNに空きがあれば可用とする

□ Type-UD

$$\sigma_{r,s}^{V_k}(t) = R_{r,s}^{V_k}(t) (1 - n_{r,s}^P(t))$$

□ Type-DD

$$\sigma_{r,s}^{V_k}(t) = \{1 - (1 - R_{r,s}^{V_k}(t)) (1 - R_{r,s}^{V_k}(t))\} (1 - n_{r,s}^P(t))$$

(r, s) = (Nd, idx, lf, idx)
B: バッファ容量
V: VN集合

評価方法

□ 評価環境

□ PNのノード数: 100、リンク数: 300

□ VNの数: 2、ノード数: 90、リンク数: 270

□ バッファ長: 20、パケット再送回数: 100

□ 1単位時間にインタフェースが送出できるパケット数: 1

□ トラフィック

□ M/D/1/K モデル^[1]を用いてパケットを生成

□ バッファはFIFO方式でパケットを送出

□ 接続構造

□ PNはERモデル、VNはER及びBAモデルを適用

□ インフルエンサーの相関性 (assortativity) をもとにVN間接続構造を制御

評価指標

□ 通信効率性

□ パケットルーティング時の通信遅延を評価

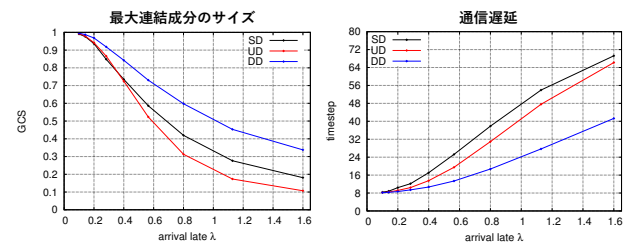
□ 頑強性

□ パケットルーティング時の最大連結成分のサイズ (GCS: Giant Component Size) を評価

評価: VN間依存性の性能への影響

□ トラフィック量の増加時の最大連結成分のサイズ、及び通信遅延を評価

□ いずれの場合も type-DD が VN 間の相補的な依存性により最も優れた性能を示すことを確認

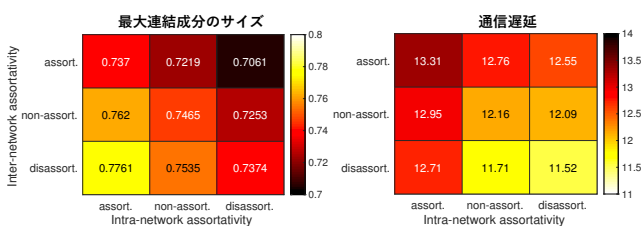


評価: 接続構造の性能への影響

□ PV-NoN モデルの type-DD 適用時の VN 間接続構造の性能への影響を評価

□ VN 内は disassortative な場合に優れた性能を提示

□ VN 間は、頑強性は assortative な場合に、通信効率性は disassortative な場合に向上することを確認



Chapter 4 のまとめ

□ ネットワーク間の依存性を考慮した、仮想ネットワークの可用性を表現するモデルを提案

□ トラフィック変動時のインタフェースの可用性を表現

□ 提案モデルを用いてシミュレーション評価を実施

□ 脳機能ネットワークの依存性に基づいたインタフェースの制御により信頼性を向上させられることを確認

□ ネットワーク間の依存性の存在下で、VN 内/間のインフルエンサーの接続性の制御により信頼性を向上させられることを確認

博士論文のまとめ

- ヒトの脳機能ネットワークの仕組みに着想を得て、相互依存性を有する相互接続ネットワークの設計手法を提案
 - 神経接続特性としてのアソチビティに基づき、頑強性と通信効率性の向上のためのモジュール間接続構造の設計指針を提示
 - 大脳皮質の領野間接続構造に基づき、配線コストと通信効率性のトレードオフを解決し、拡張性を有するモジュール間接続構造を提案
 - 領野間の機能的依存性に基づき、頑強性と通信効率性を向上させるための仮想ネットワーク間の依存性の設計、及び依存性を前提とした接続構造の設計指針を提示
- 今後の課題
 - 不均一なネットワーク環境、また実践的な制約を取り入れたネットワーク環境での評価の実施
 - 神経科学の発展に伴う最先端の脳機能ネットワークの知見の応用