

脳における記憶想起とのアナロジーによるコミュニティ局所検出

Local community detection by an analogy to memory recall in the brain

岡本 洋^{*1 *2}
Hirosi Okamoto

^{*1} 富士ゼロックス(株)研究技術開発本部
Research & Technology Group, Fuji Xerox Co., Ltd.

^{*2} 理化学研究所 脳科学総合研究センター[†]
RIKEN Brain Science Institute

近年の脳科学により解明されつつある記憶想起の神経機構をモデルに、ネットワークからコミュニティを局所検出する方法を構築した。ネットワークを構成する個々のノードをニューロンに、個々のリンクをシナプスに見立て、手掛かり刺激に応じて特定のセルアセンブリが活性化される過程—短期記憶想起—としてコミュニティを検出する。ベンチマーク課題を用いて、競合に設定した活性拡散法に対して提案方法が優位であることを示す。

1. はじめに

近年の神経生理学研究は、ある記憶アイテムの想起がこのアイテムをコードするニューロンの持続的活性化で表現されることを明らかにした[1,2]。セルアセンブリ仮説は、同じアイテムをコードするニューロンが密に相互結合したグループ(セルアセンブリ)を形成すると主張する[3]。セルアセンブリに局在化された反響(リカレント)活性伝搬が、このセルアセンブリを構成するニューロンの持続的活性化を生成すると考えられている。

脳は多くの記憶アイテムを保持する。異なるアイテムは異なるセルアセンブリでコードされる。これは、記憶想起を記述する脳内ニューラルネットワークダイナミクスが多安定である(多アトラクタを持つ)ことを意味する[4, 5]。手掛かり刺激を表すニューロン群の初期活性化が、どの安定状態(アトラクタ)を選ぶかを決める。これが手がかり刺激依存的な記憶想起の神経機構である。

一方、ネットワーク科学では、ノードが密に繋がったかたまり部分のことを「コミュニティ」と呼ぶ[6, 7]。コミュニティ構造は実世界における様々なネットワークの一般的性質である。ネットワークから効果的・効率的にコミュニティ構造を検出するアルゴリズムの開発は、最近のネットワーク科学の中心テーマである。

すでに多くのコミュニティ検出アルゴリズムが提案されている[6, 7]。その多くは、ネットワークに存在するコミュニティをくまなく探そうとするものである。しかしながら、このような方針によるコミュニティ検出は、ネットワークのサイズが巨大になると実行が難しくなる。

そこで、別の方針によるコミュニティ検出を考える。ソースノードを定め、ソースノードが属するコミュニティだけに注目してこれを検出することを試みる[8-10]。ソースノードを起点としてリンクを辿りながらネットワークを探索し、ある基準が満たされるまで探索の範囲を広げる。探索した範囲あるいはその一部をソースノードが属するコミュニティと判定する。この方針の下では、検出コミュニティ付近の情報(局所情報)だけが用いられ、ネットワーク全体あるいは他のコミュニティについては知る必要がない。

我々は、記憶想起の神経機構をモデルに、ネットワークからコミュニティを局所検出する方法を構築した。この方法によるコミュニティ検出は、原パターンを劣化パターンから修復する過程[4]とみなすことができる。ベンチマーク課題を用いて、この方法が競合に設定した従来方法に対して優位であることを示した。

2. 方法

ネットワーク(簡単のために、リンクには方向がないとする)の隣接行列を $\mathbf{A} = (A_{nm})$ とする。ノード n とノード m とが繋がっているならば $A_{nm} = A_{mn} = 1$ 、そうでないならば $A_{nm} = A_{mn} = 0$ である。個々のノードをニューロンに、個々のリンクをシナプス結合に対応させる。ニューロン n の時刻 t における膜電位および活性(発火率)を、それぞれ、 $p_n(t)$ および $f_n(t)$ とする。両者の関係を

$$f_n(t) = \Theta(p_n(t) - \theta) p_n(t) \quad (1)$$

で与える。ただし、 $x \geq 0$ ならば $\Theta(x) = 1$ 、 $x < 0$ ならば $\Theta(x) = 0$ である。 $p_n(t)$ の時間発展を次式で記述する:

$$p_n(t+1) = \sum_{m=1}^N T_{nm} f_m(t) + \frac{f_n(t)}{F(t)} (1 - F(t)). \quad (2)$$

ただし、 $T_{nm} \equiv A_{nm} / \sum_{l=1}^N A_{lm}$ 、 $F(t) \equiv \sum_{n=1}^N f_n(t)$ である。右辺第一項はニューロン n へのこれにシナプス結合するニューロンからの活性伝搬を、第二項は抑制性介在ニューロンの活性化によって起こる興奮性ニューロン間の競合を表す[11]。

コミュニティをセルアセンブリに、与えられた複数のソースノードを手がかり刺激で初期活性化されるニューロン群に対応させる。記憶想起の神経機構を記述するダイナミクス(2)を用いて、手がかり刺激依存的な記憶想起とのアナロジーとして、コミュニティを検出することを試みる。これらのソースノードを要素とする集合を S とする。 S は、検出されるべきコミュニティ C のメンバー(「真」メンバー)の一部、および、 C のメンバーではないもの(「偽」メンバー)からなる。 $p_s \equiv |S|/|C|$ とし、 $r_f \equiv F/|S|$ とする。ただし、 F は S が含む「偽」メンバーの数である。

ソースノード集合 S が与えられたとき、これに対応するコミュニティ C の局所検出を、以下の手続きで実行する。ダイナミクス(2)の初期条件を次で設定する:

$$p_n(0) = \begin{cases} 1/|S| & \text{if node } n \in S; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

式(2)の繰り返し計算により、電位の定常状態分布を求める： $\lim_{t \rightarrow \infty} \{p_n(t)\} = \{p_n^{(\text{stead})}\}$ 。 $p_n^{(\text{stead})}$ をノード n の C への帰属度とする。ノードを定常状態電位の値の大きい順に並べたとき、上位 $|C|$ 番目までのノードがすべて C の「真」メンバーであれば、局所コミュニティ検出はパーフェクトである。このようにして S から C を局所検出する過程を、劣化パターン(S)からの原パターン(C)の修復[4]とみなすことができる(図1)。

連絡先: 岡本洋, 富士ゼロックス(株)研究技術開発本部,
〒220-8668 神奈川県横浜市みなとみらい6丁目1番。
E-mail: hirosi.okamoto@fuji-xerox.co.jp
[†] 客員研究員

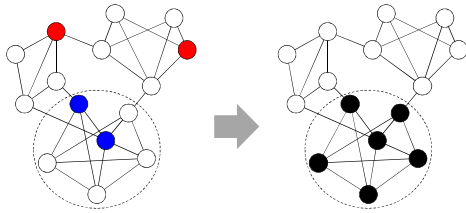


図1:劣化パターンから原パターンを修復する過程としてのコミュニティ局所検出。点線で囲った部分が検出されるべきコミュニティ。(左)色ノードはソースノード。青は「真」、赤は「偽」。(右)黒ノードが検出されたコミュニティを示す。

コミュニティ構造が既知のネットワークを用意し、ソースノード集合 S_k を設定し、それからどれだけ正しくコミュニティ C_k が再現できるかを調べる。そのために、ランク付けを伴う文書検索の性能評価に広く用いられている指標である mean average precision (MAP)を導入する。MAPは次式で定義される:

$$\text{MAP} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{|C_k|} \sum_{i=1}^N \frac{z_i^{(k)}}{i} \left(1 + \sum_{j=1}^{i-1} z_j^{(k)} \right) \right). \quad (4)$$

ただし、 i 番目に大きな定常状態電位を持つノードがコミュニティ C_k のメンバーであるならば $z_i^{(k)} = 1$, そうでないならば $z_i^{(k)} = 0$ である。 $0 \leq \text{MAP} \leq 1$ である。MAP 値が高いほどコミュニティ検出は正しい。特に $\text{MAP} = 1$ とき、コミュニティ局所検出(劣化パターンからの原パターン修復)はパーフェクトである。

提案方法以外で、上に述べたようなパターン修復としてのコミュニティ局所検出を試みることができる方法としては、活性拡散法[12](パーソナライズドページランクアルゴリズム[13])が代表的である。そこで、これを性能評価のための競合に設定する。活性拡散法における活性 $p_n(t)$ の時間発展は次式で記述される:

$$p_n(t+1) = (1-\rho) \sum_{m=1}^N T_{nm} p_m(t) + \rho b_n \quad (0 \leq \rho \leq 1) \quad (5)$$

$$b_n = \begin{cases} 1/|S| & \text{if node } n \in S; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

式(5)の右辺第一項は、活性が割合 $1-\rho$ でネットワーク内をリンクに沿って拡散することを、第二項は、任意のノードにおける活性が割合 ρ でソースノードにショートカットで移動することを表わす。第二項がバイアスとして働き、活性が一定割合 ρ で常にソースノードに引き込まれる。従って、定常状態においては、活性はコミュニティ C 付近に局在すると期待される。

3. 結果と議論

コミュニティ構造が既知のネットワークを用いて、提案方法と活性伝搬法とを MAP で比較した。Lancichinetti et al.の方法[14]を用いて 30 個のコミュニティ(これらを正解とみなす)を持つノード数 $N=1000$ の人工ネットワークを合成した。最初に、 p_s の値を 1 に固定し、それぞれの方法による MAP を r_f の関数として求めた(図 2a)。次に、 r_f の値を 0.3 に固定し、それぞれの方法による MAP を p_s の関数として求めた(図 2b)。提案方法による MAP 値は、活性拡散法によるものよりも常に大であった。 r_f が増加すると、活性拡散法による MAP は速やかに減少するが、提案方法による MAP は、 $r_f = 0.7$ (ソースノードの~70%が「偽」)においても高い値(~0.9)に留まる(図 2a)。 p_s を増加させると、提案方法による MAP は、活性拡散法によるものよりも速やかに最大値 1 に漸近した(図 2b)。

同様な比較を、実社会ネットワークであるアメリカンフットボール試合ネットワーク[15]について行った。このネットワークの個々のノードは個々の大学のフットボールチームである。各チームは 11 個の連盟のいずれか一つに属する。同じ連盟のチーム同士は、他の連盟のチームとよりも頻繁に試合を行うので、より密に

繋がる。11 個の連盟を正解コミュニティとみなした。人工ネットワークの場合と本質的に同じ結果が得られた(図 3a, b)。

人工ネットワークおよび実社会ネットワークを用いて行った比較評価の結果は、提案方法がコミュニティ局所検出に有効であることを示す。ところで、これまでに提案されたコミュニティ局所検出アルゴリズム[8-10]はほぼ全て、ただ一つのソースノードが属するコミュニティを検出するものとして設計されており、本研究で想定したような、ソースノードが複数あってその中に「偽」メンバーが含まれるような場合には適用できない(これに対し、提案方法はソースノードがただ一個の場合でもコミュニティ局所検出を実行できる。data not shown)。しかしながら実社会においては、本研究で想定したような場合がしばしばある。例えば、あるコミュニティのメンバーの一部を知っているがそれには間違いも含まれており、そのような状況の下で、このコミュニティの全てのメンバーを知ろうとする場合である。脳における記憶想起の過程をモデルに構築した提案の方法は、このようなコミュニティ検出を、劣化パターンからの原パターンの修復として実行することができる。

謝辞:本研究は JPSJ 科研費 23500379, 23300061 の助成を受けた。

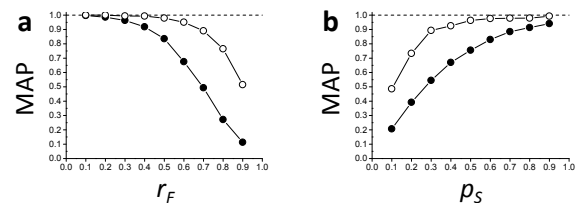


図2:人工ネットワーク。提案方法(○)および活性拡散法(●)による MAP 値。(a) $p_s = 1.0$ 。(b) $r_f = 0.3$ 。

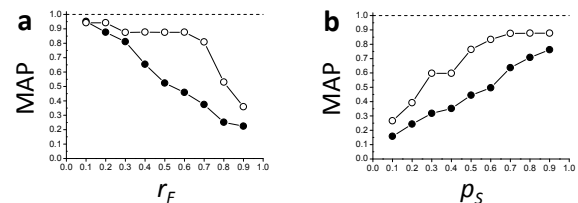


図3:アメリカンフットボール試合ネットワーク。提案方法(○)および活性拡散法(●)による MAP 値。(a) $p_s = 1.0$ 。(b) $r_f = 0.3$ 。

参考文献

1. Funahashi, S., Bruce, C.J. & Goldman-Rakic, P.S. J Neurophysiol 61, 331-349 (1989)
2. Churchland, A.K., Kinai, R. & Shadlen, M.N. Nature Neurosci 11, 693-702 (2008)
3. Hebb, D.O. (1949). The Organization of Behavior. New York: Wiley
4. Hopfield, J.J. Proc Natl Acad Sci USA 79, 2554-2558 (1982)
5. Wang, X.-J. Curr Op Neuobiol 22, 1-8 (2012)
6. Fortunato, S. Phys Rep 486, 75-174 (2010)
7. Newman, M.E.J. Nature Phys 8, 25-31 (2013)
8. Bagrow, J.P. & Bollt, E.M. Phys Rev E 72, 046108 (2005)
9. Clauset, A. Phys Rev E 72, 026132 (2005)
10. Lancichinetti, A., Fortunato, S. & Kertesz, J. New J Phys 11, 033015 (2009)
11. Rabinovich, M. et al. Phys Rev Lett 87, 068102 (2001)
12. Collins, A.M. & Loftus, E.F. Psychol Rev 82, 407-428 (1975)
13. Page, L., Brin, S., Motwani, R. & Winograd, T. Stanford Digital Library Technologies Project (1998) <http://google.stanford.edu/~backrub/pageranksub.ps>
14. Lancichinetti et al. Phys Rev E 78, 046110 (2008)
15. Girvan, M. & Newman, M.E.J. Proc Natl Acad Sci USA 99, 7821-7826 (2002)