

テンポラルネットワークからのコミュニティ抽出: エピソード記憶における海馬歯状回ニューロン新生の役割

Detecting communities in temporal networks: a role of hippocampal neurogenesis in episodic memory

*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

海馬歯状回では成体においてもニューロン(顆粒細胞)が日々生まれ続ける。エピソード記憶におけるニューロン新生の役割について、次の仮説を提案する:エピソード記憶時に、歯状回未成熟成体新生ニューロンが時間タグとして、エピソードをコードする海馬 CA3 ニューロン(錐体細胞)と結合する。この仮説が主張する海馬エピソード記憶表現をモデルに、テンポラルネットワークを構成してそこからコミュニティを抽出する方法を、構築する。

1. はじめに

複数のアイテムをノードで表し、二つのアイテム間の関係をリンクで表す(例えば、二つのアイテムの間にコンタクトがあれば対応する二つのノードの間をリンクで結ぶ)ことにより、ネットワークが構成される。特に、コンタクトが起こった時刻を考慮することにより「テンポラルネットワーク」[1]が得られる(図 1)。ある期間にあるアイテムの集合の中で頻繁にコンタクトが起こったとする。例えば、会社内である時期にあるメンバーが集められてプロジェクトが発足する;ある期間の後、プロジェクトが終了してメンバーは解散する;プロジェクトの期間中、頻繁にメンバー間でコンタクトが行われる。このとき、これらのメンバーは「テンポラルコミュニティ」—時間的局在をともなつて密につながったかたまり—を形成する(図 1)。

目下多くのネットワーク科学研究者が、テンポラルネットワークからテンポラルコミュニティを効果的・効率的に検出する方法の開発に取り組んでいる。現在、最も標準的なテンポラルコミュニティ検出の方法は、テンポラルネットワークをマルチスライスネットワークで表現することに基づくものである[2,3]。しかしながら、マルチスライスネットワーク表現には次の問題がともなう:スライス面への射影により、個々のコンタクトイベントの生起時刻に関する厳密な情報が失われる;時間軸をどのようにスライスに区切るかが一般には不明である;スライスの数だけ各アイテムの分身が存在するため、一般にネットワークのサイズが大きくなり、コミュニティ検出の計算量が膨大になる。

ここで目を、脳科学における以下の知見に転じてみる。海馬の歯状回(dentate gyrus, DG)では、成体においてもニューロン(顆粒細胞)が日々新たに生まれる[4]。ニューロン新生はエピソード記憶(「いつ(when)」をともなう記憶)が正常に機能するために本質的に重要である[5]。新生後数週間までのニューロン(未成熟成体新生ニューロン)は、非常に高い興奮性と可塑性を示す[6];その後成熟したニューロン(成熟成体新生ニューロン)はスパースな活動を示す[7]。成体新生ニューロンは未成熟期に経験したコンテキストにตอบสนองする[8]。

本研究は、エピソード記憶におけるニューロン新生の役割について、一つの仮説を提案する。この仮説が主張する海馬エピソード記憶表現をモデルに、個々のコンタクトイベントの生起時刻の情報を厳密に保持しながらテンポラルネットワークからテンポラルコミュニティを抽出する方法を、構築する。

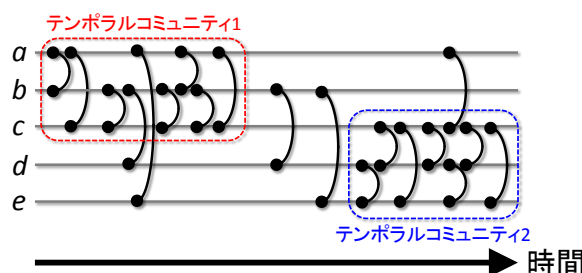


図 1: テンポラルネットワークおよびテンポラルコミュニティ

2. 方法

2.1 エピソード

アイテム a と b が時刻 t にコンタクトしたことを (a, b, t) と表すことにする。アイテムの集合 C があり、ある時間間隔 $[t_s, t_e]$ において、 C からつくられるアイテムペアのコンタクトが時間的に相関しながら生起する(すなわち、一つのコンタクトイベントに対して次のコンタクトイベントがある時間内に起こる)とき、これらのコンタクトイベントの集合 $\{(a, b, t) \mid (a, b \in C, t \in [t_s, t_e])\}$ を「エピソード」とよぶことにする。 t_s および t_e は、それぞれ、エピソードの開始および終了の時刻である。

2.2 仮説: 海馬におけるエピソード記憶の表現

海馬 CA3 領域の錐体細胞はリカレントネットワークを構成する。このことから、CA3 は連想記憶をつかさどると信じられている[9]。そこで、次の仮説を設定する: 個々のアイテムが個々の CA3 錐体細胞にコードされる; アイテム a と b がコンタクトしたとき、 a および b をコードする錐体細胞が活動し、これらの間のシナプス結合が強化される。すなわち、アイテム a と b がリンクで結ばれる(図 2)。

DG 顆粒細胞は苔状繊維を CA3 に投射して錐体細胞と結合する。成体新生顆粒細胞が新生後の未成熟期に活発な可塑性を示すこと[4]に基づき、次の仮説を設定する: アイテム a と b が時刻 t にコンタクトしたとき、 a および b をコードする錐体細胞と、時刻 $t-W$ から t までの間に新生した顆粒細胞との間のシナプス結合が強化される。すなわち、アイテム a および b と期間 $[t-W, t]$ に生まれたニューロンとの間がリンクで結ばれる[10](図 2)。これは、コンタクトイベント (a, b, t) に期間 $[t-W, t]$ が時間タグとして付けられることを意味する。 W は時間相関の幅を表す。点時刻ではなく期間をタグとすることにより、 W よりも短い時間間隔で生起した二つのコンタクトイベントを、タグの重なりを通じて関係付けることができる。

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: hiroschi.okamoto@fujixerox.co.jp
† 客員研究員

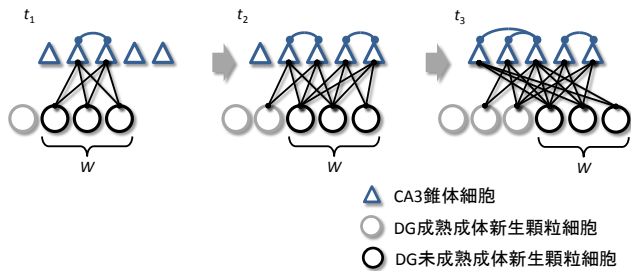


図 2: 海馬エピソード記憶表現。左から順に時刻 t_1 , t_2 および t_3 ($t_1 < t_2 < t_3$)。

2.3 合成データ

エピソード構造を内蔵したコンタクトイベント群を以下の手順で生成する。 $N=200$ 個のアイテム、および、 $T=365$ 個のステップからなる期間(全期間)を考える。 N 個のアイテムから 20% をランダムに選び出してそれらの集合を C とする。全期間 T から長さ $0.25T$ の期間をランダムに選ぶ。選択された期間の各ステップにおいて、 C からつくられる各アイテムペアが確率 $r=0.002$ でコンタクトする。これらの操作を五回繰り返して、コンタクトイベント群に $K=5$ 個のエピソードを内蔵させる。さらに、 N 個のアイテムからつくられる各ペアは全期間の各ステップにおいて確率 $0.1r$ でコンタクトする(これはバックグラウンドノイズとして作用する)。コンタクトイベント群が内蔵するエピソードの間には、アイテムおよび期間の重なりがあることに注意したい。

2.4 テンポラルネットワーク

前節で生成したコンタクトイベント群から、2.2 節で設定した仮説における海馬エピソード記憶表現をモデルに、以下の手順でテンポラルネットワークを構築する。 $N=200$ 個のアイテムおよび $T=365$ 個の時間タグのそれぞれに対応するノードがあるとす。コンタクトイベント (a, b, t) に対し、アイテムノード a と b の間を強さ w_c のリンクで結び、アイテムノード a および b と期間 $[t-W, t]$ をコードする W 個の時間タグノードとの間を強さ w_t のリンクで結ぶ(図 2)。データが含むすべてのコンタクトイベントに対して同様な操作を施す。

2.5 テンポラルコミュニティ検出とその評価

前節で構築したテンポラルネットワークにおいて、各エピソードを構成するコンタクトイベントは時間的局在をともなって密につながったかたまり、すなわち、テンポラルコミュニティを形成する。これらを正解テンポラルコミュニティとみなす。

次に、このテンポラルネットワークからコミュニティを検出する。本研究では、以前に筆者が提案したマルコフ連鎖モジュール分解(modular decomposition of Markov chain, MDMC)に基づくコミュニティ検出方法を用いる[11]。MDMC はノードをランキングすることによりコミュニティを検出する。

検出されたコミュニティが正解テンポラルコミュニティをどれだけ正しく再現するかを、平均適合率(average precision, AP)で評価する。一つの正解テンポラルコミュニティ C_k に対して、各検出コミュニティにおけるランキングにしたがって AP を計算する:

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

ここで、検出コミュニティの中で i 番目にランクされたアイテムが C_k のメンバーならば $z_i=1$ 、そうでないならば $z_i=0$ である。 C_k に対して、すべての検出コミュニティについて AP_k を計算し、その中の最大値 \overline{AP}_k を求める。さらに、平均適合率平均(mean average precision, MAP)を求める:

$$MAP = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \overline{AP}_k. \quad (2)$$

定義から、MAP は 0 と 1 の間の値をとる。特に $MAP=1$ のとき、すべての正解コミュニティがパーフェクトに再現される。

3. 結果と議論

時間相関を考慮した場合 ($w_c=10, w_t=1, W=10$) の MAP 値 0.83 は最大値 1 に近接し、時間相関を考慮しない場合 ($w_c=1, w_t=1, W=1$) の MAP 値 0.47 よりも有意に高かった (paired t -test, $p<0.01$)。これらの結果は、提案仮説が主張する海馬エピソード記憶表現をモデルにコンタクトイベントにおける時間相関を考慮したテンポラルネットワークを構築することにより、テンポラルコミュニティが高精度で抽出できることを示す。

検出コミュニティにおいて時間タグノードに付与されたランク値を図 3 に示す。時間相関を考慮した場合には、各エピソードの開始と終了の時刻がほぼ正確に検出できていることがわかる。

講演では、提案方法を用いて現実のテンポラルネットワークからテンポラルコミュニティを検出した結果も報告する。

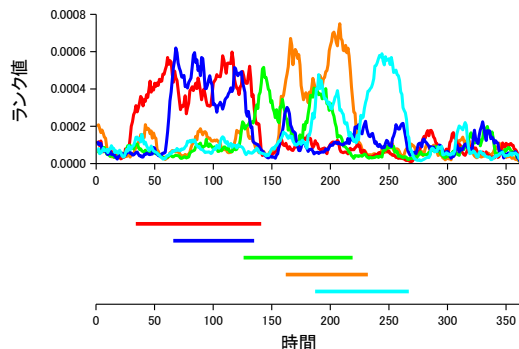


図 3: (上) 検出テンポラルコミュニティにおける時間タグノードのランク値。検出コミュニティを色で区別する。(下) バーは正解テンポラルコミュニティの「期間」を示す。

謝辞: 本研究は JPSJ 科研費 00374067 の助成を受けた。

参考文献

- Holme, P. & Saramäki, J. Temporal Network. Phys Rep 519, 97-125 (2012).
- Mucha, P.J., Richardson, T., Macon, K., Porter, M.A. & Onnela, J.-P. Community structure in time-dependent, multiscale, and multiplex networks. Science 328, 876-878 (2010).
- Bassett, D.S. et al. Robust detection of dynamic community structure in networks. Chaos 23, 013142 (2013).
- Eriksson, P.S. et al. Neurogenesis in the adult human hippocampus. Nature Med 4, 1313-1317 (1998).
- Rangel, L.M. et al. Temporally selective contextual encoding in the dentate gyrus of the hippocampus. Nature Commun 5, 3181 (2014).
- Schmidt-Hieber, C., Jonas, P. & Bischofberger, J. Enhanced synaptic plasticity in newly generated cells of the adult hippocampus. Nature 429, 184-187 (2004).
- Chawla, M.K. et al. Sparse, environmentally selective expression of Arc RNA in the upper blade of the rodent fascia dentata by brief spatial experience. Hippocampus 15, 579-586 (2005).
- Tashiro, A., Makino, H. & Gage, F.H. Experience-specific functional modification of the dentate gyrus through adult neurogenesis: a critical period during an immature stage. J Neurosci 27, 3252-3259 (2007).
- Rolls, E.T. A computational theory of episodic memory formation in the hippocampus. Behav Brain Res 215, 180-196 (2010).
- Aimone, J.B., Wiles, J. & Gage, F.H. Potential role for adult neurogenesis in the encoding of time in new memories. Nature Neurosci 9, 723-727 (2006).
- Okamoto, H. & Qiu, X.-L. Modular decomposition of Markov chain: Detecting overlapping and hierarchically organized communities in networks. Abstract in: NetSci x2015 (Rio de Janeiro, Jan 14-15 2015).