

ネットワーク構造と記銘パターンの違いによる 連想記憶容量への影響

日大生産工(院) ○中倉 昌哉 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

連想記憶を行うニューラルネットワークの記憶容量はリンク数やネットワークの形によって変化することが知られている。従来、このような研究ではランダムドットパターンを学習データに用いられてきた。その理由の一つに直行パターン（データの類似度が50%）を生成しやすいことが挙げられる。しかしデータに適したネットワークトポロジーがある可能性があり、ランダムパターンだけを用いてネットワーク構造と記憶容量の関係を解析することは適切ではない。よって本研究では、ランダムパターンの他にシークエンシャルパターンを用い、パターンセットの違いがネットワーク構造の異なるニューラルネットワークにおいて、記憶容量にどのような影響を与えるのかを検討する。

2 実験方法および測定方法

ネットワークは、一定のノード数でもリンク数に応じて記憶容量が変化していく。

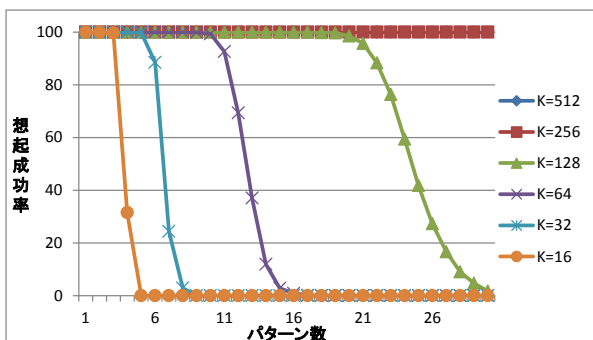


図1. 次数による記憶容量の変化

図1はノード数を1024に固定し、リンク数（平均次数K）を変化させた場合の想起成功率である。リンク数が多くなるほど記憶容量も大きくなることを確認できる。

しかし、ノード数、リンク数が一定の場合でも記憶容量が変化する場合がある。

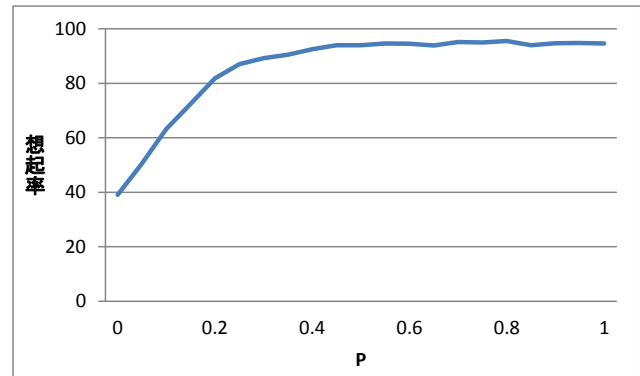


図2. 張替え確率による変化

図1はノード数を1024、リンク数を128に固定し、ネットワークの張替え確率のみを変化させた場合の想起率である。張替え確率が0の場合のネットワークをレギュラーグラフ、1の場合をランダムグラフと呼ぶ。また、張替え確率が0.1付近のネットワークをスモールワールドネットワークと呼んでいる。このような、各ネットワークの説明は下記でおこなう。

従来はこのような研究ではランダムパターンが用いられてきた。

従来はこのような研究ではランダムパターンが用いられてきた。

3 代表的なネットワーク

複雑ネットワークの研究における、代表的なネットワークを以下に述べる。

3.1 レギュラーグラフ

次数が一定であり、完全な規則性を持つネットワーク。

3.2 ランダムグラフ

1959年にErdősらによって考案された。レノード同士の繋がりに規則性を持たない。

3.3 スモールワールドネットワーク (WSモデル)

1998年にWattsとStrogatzが発表したモデル。それまでに考えられてきたランダムグラフの非現実性を克服し、クラスターを考慮したモデルとして確立された。

3.4 スケールフリーネットワーク (BAモ

Influence on associative memory capacity by the difference between network structure and pattern to memorize

Masaya NAKAKURA and Yukari YAMAUCHI

デル)

1999年にBarabasiとAlbertが発見したモデル。特徴として、ハブと呼ばれるリンクの多いノードが存在し、ネットワークが成長し、新しいリンクを接続するノードを選択する際に、多くのリンクを持つ強いノードが選択されやすいという点が挙げられる。

3.5 頂点非活性化モデル

BAモデルの成長と優先的選択に加え、ノードの非活性化を考慮するモデルである。各頂点は、活性化か非活性化のどちらかの状態を取っており、非活性化の状態となった場合、頂点は新しい枝を受け取ることができなくなる。

4 実験方法および測定方法

本実験では、ホップフィールドネットワークを用いて、上記で説明した各モデルでの想起率の測定を行った。実験ではノード数 $N=1024$ 、リンク数 $K=16,36,64,128,256,512$ というパラメータを用いている。また、WSモデルのデータでは、張替え率 P を $0.0\sim 0.2$ までは 0.01 刻み、 $0.2\sim 1.0$ までは 0.5 刻みとしてデータを取っている。

想起を行うためのパターンはランダムパターンとシークエンシャルパターンそれぞれ30個をパターンセットとしている。

5 実験結果

実験結果をグラフに表し、比較を行う。

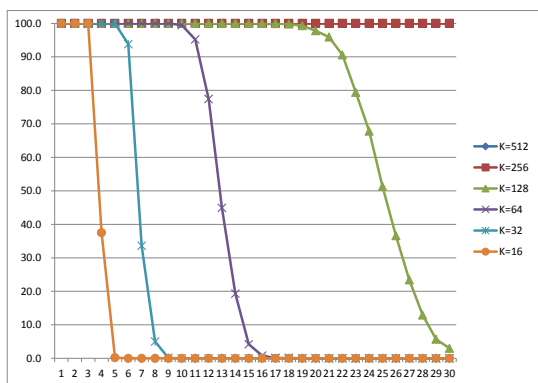


図3. ランダムグラフ ランダムパターン

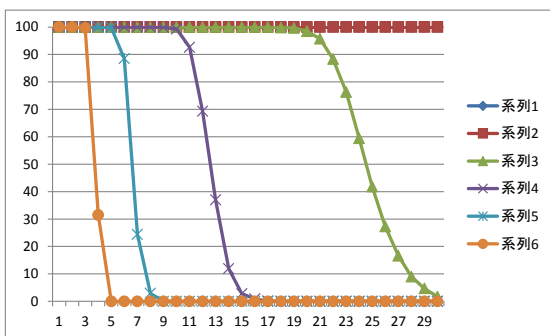


図4. ランダムグラフ シークエンシャルパターン

図3、4はランダムグラフで実験を行った結果で

ある。比較すると、ほぼ一致するため、認識率に変化は見られなかった。

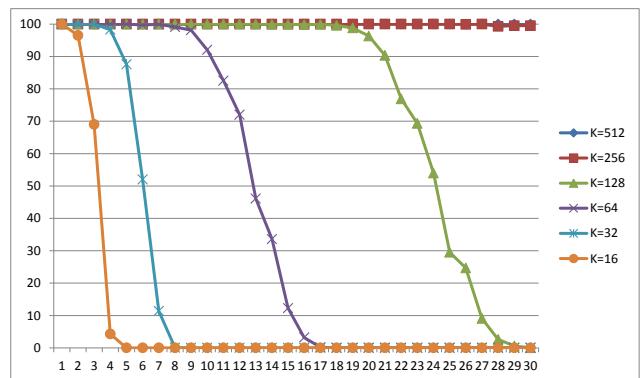


図5. レギュラーグラフ ランダムパターン

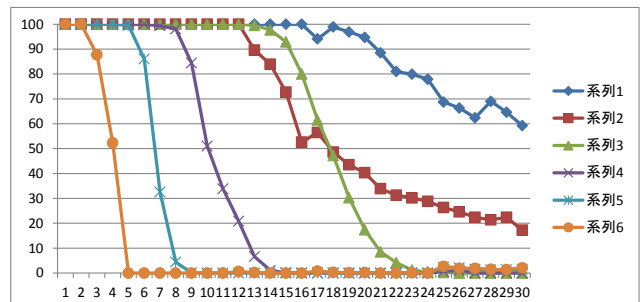


図6. レギュラーグラフ シークエンシャルパターン

しかし、図5、6のようにレギュラーグラフでの実験結果は違いが見られた。ランダムパターンと比較したとき、リンク数が多い場合に認識率が減少することが確認された。

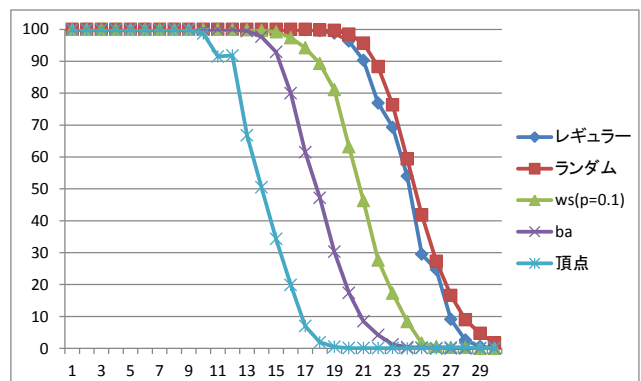


図7 ランダムパターンでの実験結果

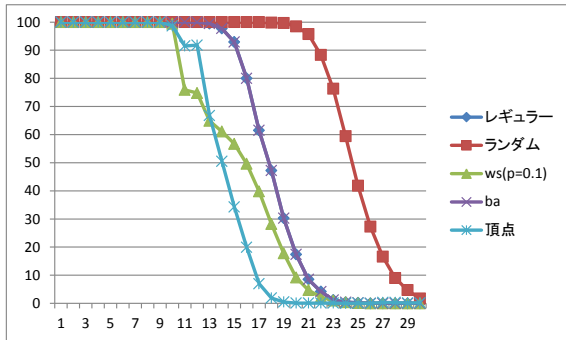


図8 シークエンシャルパターンでの実験結果

ランダムパターンとシークエンシャルパターンの実験結果を比較してみると、WSモデルに大きく変化が表れていることがわかる。そこで、WSモデルが表れる張替え確率を変化させた実験結果で比較を行う。

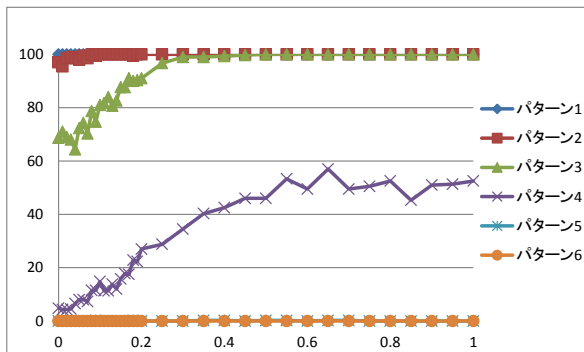


図9 K=16 ランダムパターン

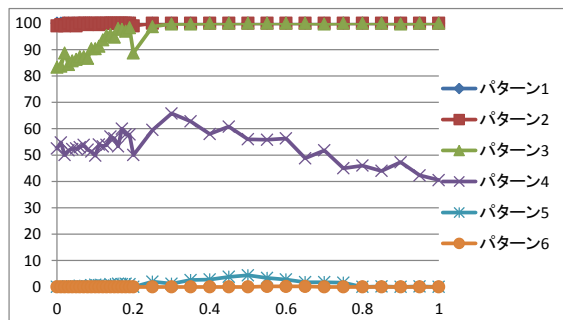


図10 K=16 シークエンシャルパターン

図4、5はリンク数が少ない場合でのWSモデル実験結果である。ランダムパターンと比較すると張替え確率が1のときに想起成功率が下がっているため、ランダムグラフが良いとはいえない結果となった。つまり、データの違いにより、最適なネットワークが違うということがわかる。

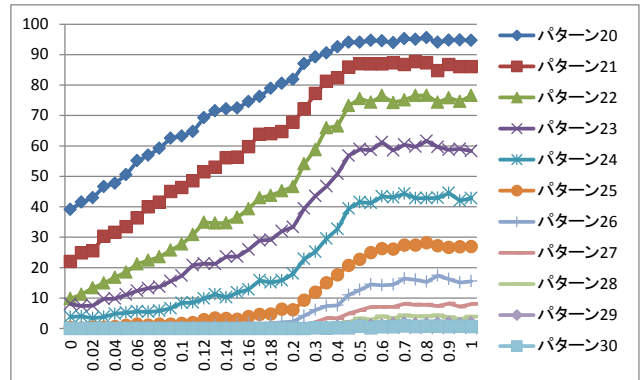


図11 K=128 ランダムパターン

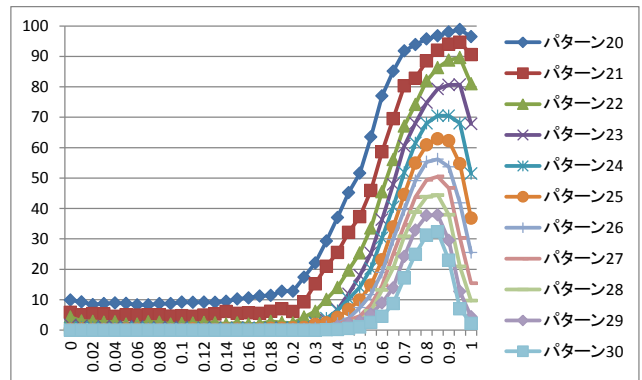


図12 K=128 シークエンシャルパターン

図、はK=128のWSモデルの実験結果の比較である。ランダムパターン時は確率1に向かって想起成功率が上がっているのに対し、シークエンシャルパターンでは、張替え確率が0.8付近で最大となり、確率1の時に想起成功率が大きく下がる。

6 まとめ

比較を行った結果、明らかに記憶容量に変化が起こっていることが確認できた。しかし、パターンセットのどの部分の影響によって記憶容量が変化したか、検討することができなかった。

今後は、シークエンシャルパターンだけではなく、文字パターンやシンボルパターン等のパターンセットを用いた場合に記憶容量にどのような影響を与えているかを検討していきたい。

「参考文献」

- [1] Watts, D.J. and Strogatz, S.H.: Collective dynamics of small-world networks, Nature, 393, pp.440-442, (1998)
- [2] Barabasi, A.-L. and Albert, R.: Emergence of scaling in random networks, Science, 286, pp.509-512 (1999)
- [3] Klemm, K. and Eguiluz, V.M.: Highly clustered scale-free networks, Physical, Review E, 65, 036123 (2003)
- [4] Bassett, D.S. and Bullmore, E.: Small-World Brain Networks, Neuroscientist, 12(6), pp.512-523 (2006)

- [5] T. Suzuki, and T. Ikeguchi: Self-Organizing
Small-World Structure of Neural Networks by STDP
Learning Rule, 同志社大学理工学研究報告, Vol. 49, No.4,
pp.200-204 (2009)
- [6] ニューラルネットワーク入門
([http://www-ailab.elcom.nitech.ac.jp/lecture
/neuro/menu.html](http://www-ailab.elcom.nitech.ac.jp/lecture/neuro/menu.html))