

# 論文内容の要旨

## 論文題目

### Graded Information Extraction by Neural Networks with Hysteretic Neurons (ヒステリシスを有するニューロンで構成されたニューラルネットワーク による漸次的な情報抽出)

氏名 坪下 幸寛

#### 1. はじめに

情報検索では、しばしば文書の内容を単語の集合で近似する。この文書の内容を特徴づける単語のことをキーワードと呼ぶ。従来の自動キーワード抽出<sup>[1]</sup>では、文書内に現れる単語を、“重要度”により定量化し、その重要度順にキーワードとする。しかし、個々の文書には、著者それぞれの癖や考え方、単純なミスにより、バイアスやノイズが含まれている。単純に個々の文書に着目した重要度では、そのようなノイズやバイアスを取り除くことはできない。そこで本研究では、個々の単語をニューロンに対応させたニューラルネットワークの非線形力学系に着目する。ニューロン間の結合は、様々な分野の文書テンプレートがそれぞれアトラクタとなるように設定する(図 1 左側)。初期状態の活性パターンとして、入力文書を設定し、単純に従来のHopfield型連想記憶を適用すると、初期状態依存性がないために、文書テンプレートそのものが読みだされてしまう(図 1 左側)。初期状態の文書の特徴を残し、ネットワークに蓄積された情報を反映させる手法として、我々は、入力の履歴効果を持つ漸次的持続活性(Graded Persistent Activity, GPA)<sup>[3]</sup>を連想記憶に導入することを提案する(図 1 右側)。本研究では、GPAを再現する神経機構モデルとして、ニューロンがヒステリシスを有するネットワーク(Hysteretic Neuron Network, HNN)<sup>[4]</sup>に着目する。<sup>[4]</sup>

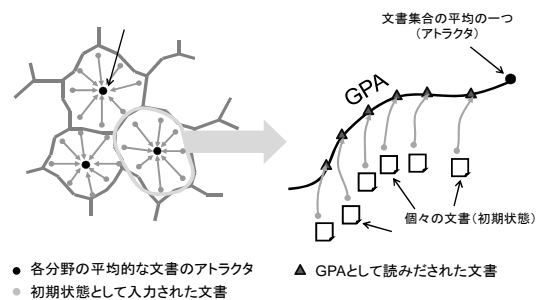


図 1 左側: 連想記憶 右側: 漸次的持続活性

## 2. キーワード抽出に基づく文書検索に対する適用

HNNが初期入力を反映した、キーワード抽出を実現していることを確認するため、共起性に基づく単語のネットワークに双安定ニューロンモデルを適用した<sup>[5]</sup>. GPAとして読み出された単語群は、初期状態として表現された文書の意味内容を適切に表すキーワード群となっていることを確認した. しかしながら、双安定ニューロンでは、2 値の出力しか表現できないため、キーワード抽出性能を劣化させている可能性があった. そこで、次に、GPAが単一細胞レベルで生成されるという報告<sup>[6]</sup>に関連して提案された多安定ヒステリシスニューロンモデル<sup>[7],[8]</sup>をHNNに適用した<sup>[9]</sup>.

文書はそれぞれの単語のその文書に対する相対的な重要度で定義されたベクトルとして表現できる<sup>[1]</sup>. すなわち、文書  $p$  は、 $D^{(p)} = (w_{1p}, w_{2p}, \Lambda, w_{Np})$  となる. ここで、 $w_{ip}$  は、単語  $i$  の文書  $p$  における相対的な重要度である. 質問文も同様にしてベクトルに変換できる. 質問文  $r$  に対する単語  $i$  の相対的な重要度を  $q_{ir}$  とすると質問文のベクトル表現は、 $Q^{(r)} = (q_{1r}, q_{2r}, \Lambda, q_{Nr})$  となる. 文書  $p$  の質問文  $r$  に対する適合性は、この二つのベクトルの類似度(例えばコサイン)によって評価できる.

単語ネットワークは、共起性に基づいて構築した. このようなネットワークは、それぞれの分野の文書集合の平均 (テンプレート) が、アトラクタとなると考えられる. 各単語に多安定ヒステリシスニューロン<sup>[7],[8]</sup>を、各単語間のリンクにシナプス結合を対応させ、単語ネットワーク内で活性伝播を行わせる. すなわち、質問ベクトル  $Q^{(r)}$  に対して、単語  $i$  の初期値は、 $q_{ir}$  で定義され、修正質問ベクトル  $Q^{(r)*} = (q_{1r}^*, q_{2r}^*, \Lambda, q_{Nr}^*)$  は、活性伝播の収束状態として与えられる.

様々なダイナミクスにより活性伝播を行わせた場合の検索精度の違いを検証した. 比較を行ったのは、次の 3 つのモデルである.

i) 線形活性伝播モデル (LSA: Liner Spreading Activation model): Pageにより提案された Personalized PageRank に用いられている手法として知られている<sup>[10]</sup>. 質問ベクトルを、ネットワークに常に外力として入力し続けることにより、質問文依存の情報抽出を実現している<sup>[11]</sup>.

ii) 双安定ニューロンモデル (BSA: Spreading Activation with Bistable neuron dynamics): 双安定ニューロンで構成されたネットワークダイナミクス<sup>[5]</sup>を用いて質問文ベクトルを修正した.

iii) 多安定ヒステリシスニューロンモデル (MSA: Spreading Activation with

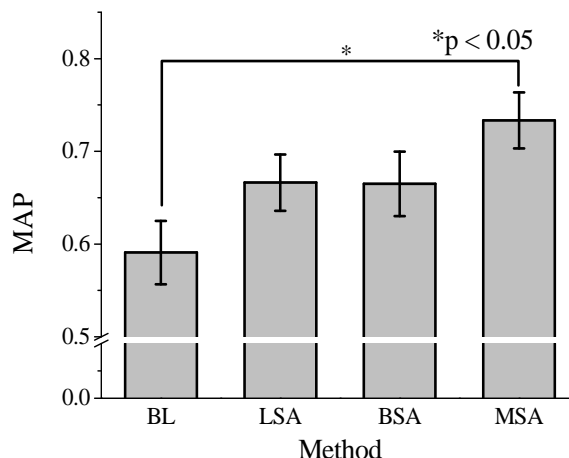


図 2 テストコレクション Medline 1033 (<ftp://ftp.cs.cornell.edu/pub/smart/med/>) 付属の 30 の質問課題に対する平均精度 (MAP: Mean average precision)<sup>[11]</sup> の比較.

Multi-hysteretic neuron dynamics): 多安定ヒステリシスニューロンで構成されたネットワークダイナミクスを用いて質問文ベクトルを修正した。

この三つの活性伝播と、ベースラインとして質問ベクトルをそのまま利用した場合 (BL: Base Line)を加え、性能比較をおこなった結果を図 2 に示す。このように、多安定ヒステリシスニューロンモデル(MSA)を用いた場合が、Personalized PageRank(LSA)、および双安定ニューロンモデル(BSA)を用いた場合と比較して、高い平均精度を示した。この結果は、多安定ヒステリシスニューロンを用いた HNN がキーワード抽出に有効であることを例証する。

### 3. ダイナミクスの理論的考察

次に、HNN の生成する GPA の物理的な状態を明確化し、系のアトラクタに与える影響を定量的に把握するために、HNN のダイナミクスの理論的考察を行った。HNN はボルツマン分布に従わないため、系はエネルギー関数を持たない。そのため、通常の平衡統計力学を適用することができない。本研究では、マスター方程式を出発点とする動力学的な解析を行った。

まず、HNN が生成する GPA が、物理的にはどのような状態であるかを明確にするため、Hushimi-Temperly モデルにおいて解析を行った。ヒステリシス特性によって、系は、強い強磁性的傾向を見せ、緩和時間が非常に遅い連続領域が形成された。HNN が生成する GPA とは、この連続領域内で状態変化が非常に遅いため、有限時間内で、連続不動点として観測される現象であると考えられる。この連続不動点は、温度  $T=0$  の極限では、中立安定なアトラクタとなる。

次に、代表的な離散アトラクタモデルとして Hopfield 連想記憶モデル<sup>[2]</sup>を取り上げ、HNN のアトラクタに与える影響を調査した<sup>[12]</sup>。記憶パターン数がニューロン数に対して  $O(1)$  の場合の巨視的状态方程式を求め、相関パターン<sup>[13]</sup>を記憶した場合の、混合状態<sup>[14]</sup>、および、記憶パターンの安定性を調査した。その結果、ヒステリシス特性は、系の全てのアトラクタの熱ノイズに対する安定性を向上させるが、相関の定性的構造には影響を与えなかった。

### 4. ベイズ推定との比較

単語ネットワークにおけるキーワード抽出を、ベイズ推定の枠組みを用いて定式化した。ネットワークのリンク情報を事前知識、そして、推定すべきキーワードの劣化情報を入力と定義し、事後分布としてキーワードを推定する。また、抽出すべき理想のキーワード群が、ネットワークリンクを相互作用とした強磁性的 Ising 模型の Boltzmann 因子に従って生成されると仮定した場合の平均性能を、統計力学的手法の一つであるレプリカ法を用いて理論的に導出した。導出された理論値から、平均性能は、GPA 状態のような入力と系のアトラクタとの間の中間状態で最大値をとることが分かった。

## 5. まとめ

本研究で得られた知見は次のとおりである.

- (1) HNN は, それぞれの初期入力(文書, 質問)に対して, ネットワークの構造を反映したキーワードを抽出する.
- (2) 緩和時間が非常に遅くなる連続領域が生成される. HNN が生成する GPA とは, 統計力学的には, 状態の変化が非常に遅いため, 有限時間内では連続不動点として観測される現象であると考えられる.
- (3) 系に存在する全てのアトラクタの熱ノイズに対する安定性を増大させるが, アトラクタの定性的な構造は変化させない.

文書検索課題では, 熱ノイズは考慮されていない. すなわち, 温度  $T=0.0$  の極限における結果である. HNN は  $T=0.0$  の極限において, ヒステリシスの大きさに比例した中立安定な連続領域を生成する. これが初期状態依存性を発生させていると考えられる.

また, HNN による情報抽出をベイズ推定による再定義し, その性能を理論的に比較した. その結果,

- (4) GPA 状態のような, 系のアトラクタと入力との中間状態は, 情報科学として有用な情報であることを理論的に示した.

理論的な最適値であるこの中間状態と, HNN の生成する GPA 状態との関連性を定量的に示すこと, すなわち, HNN の生成する GPA が本当にベイズ推定の意味で最適なのかを示すことが今後の課題である.

## 参考文献

- [1] Salton, G., & McGill, M. J. (1983). *Introduction to Modern Information Retrieval*, New York: McGraw-Hill.
- [2] Hopfield, J. J. (1982). *ProNAS*, 79, 2554-2558.
- [3] Aksay, E. et al. (2001). *Nature Neurosci.*, 4, 184-193.
- [4] Koulakov, A. A., Raghavachari, S., Kepecs, A. & Lisman, J. E. (2002). *Nat. Neurosci.*, 5, 775-710.
- [5] Tsuboshita, Y., & Okamoto, H. (2007). *Neural Networks*, 20, 705-713.
- [6] Egorov, A. V. et al. (2002). *Nature* 420, 173-178.
- [7] Goldman-Rakic, P. S. (1995). *Neuron* 14, 477-485.
- [8] Teramae, J. & Fukai, T. (2005). *J. Comput. Neurosci.* 18, 105-121.
- [9] Tsuboshita, Y., & Okamoto, H. (2009). *Neural Networks*, 22, 922-930.
- [10] Page, L. et al. (1999). Stanford Digital Library Technologies Project.
- [11] Anderson, J., R., Pirolli, P., L. (1984). *J. Exper. Psychol.* 10, 791-798.
- [12] Tsuboshita, Y., & Okada, M., (2010), to be published from *J. Phys. Soc. Jpn*, 78 (2).
- [13] Amari, S., (1977). *Biol. Cybern.*, 26, 175-185.
- [14] Amit, D.J., Gutfreund, H., & Sompolinsky, H. (1987). *Phys. Rev. A*, 35, 2293-2303.