

H-011

3層ニューラルネットワークを用いたヘテロ連想ネットワークに於ける 学習データ識別、アトラクタ検出について

Detection of Learned Data and Attractors in a Hetero-Associative Network with 3-Layered Neural Networks

八塚 陽太郎
Yohtaro YATSUZUKA

KDDI 研究所 (KDDI R&D Laboratories Inc.)

彭 楊
Ho Yo
株 シーエーエム

1. まえがき

大規模な記憶容量とカテゴリ分類機能を持った2個の3層ニューラルネットワークからなるヘテロ連想ネットワークにおける学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出・識別の提案と、アトラクタ引き込み特性及び汎化特性について報告する。

2. ヘテロ連想ネットワークの構成

入力層及び出力層が同一のユニット数 L を持った多層ニューラルネットワーク1個を用いた連想ニューラルネットワークに関する記憶容量及びその改善方法が種々検討されている⁽¹⁻⁶⁾。Auto 連想メモリの最大記憶容量(最大記憶パターン数)は、約 $0.15 \cdot L$ で与えられ^(2,3)、然も相関が小さい記憶データに限られる。記憶容量を拡大するため、中間層ユニット数 M をパターン数 P 或いは $P-1$ とし、A Winner Takes All(One out of P)型の中間層出力パターンとする連想メモリ^(4,5)も提案されている。記憶パターン数 P は大きくできるが、中間層ユニット数も比例して増加する。また、スプリアス・アトラクタは、発生し難いが、ハミング距離の大きい外乱を持った入力データの誤認識(汎化能力)が多くなる。これらの連想ネットワークは何れもカテゴリ分類機能を持たない。

3. 学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出機能付きヘテロ連想ネットワーク

提案のヘテロ連想ネットワークは、カテゴリ分類機能と学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出・識別機能を持ち、多くの相関の大きい入力データも学習記憶できる。前進及び後進3層ニューラルネットワークからなるヘテロ連想ネットワークの基本構成を図1に示す。また、学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出・識別の基本構成を図2に示す。

i) 前進及び後進3層ニューラルネットワークの構成

カテゴリ分類機能を持った前進3層ニューラルネットワークは、入力層ユニット数 L 、中間層ユニット数 M 、出力層ユニット数 N で、その分散型2値出力コードに分類カテゴリを割当てる。一方、後進3層ニューラルネットワークは、入力層ユニット数 N 、中間層ユニット数 M 、出力層ユニット数 L の構成である。学習コアデータ(プロトタイプ)とその分類カテゴリの2値教師信号からなる学習用データと、その逆配置の学習用データを夫々学習させる。初期入力信号 $x(0)$ が前進ネットワークに入力され、その出力を後進ネットワークに入力し、出力であるアトラクタ出力信号を得る。更に、それを前進ネットワークに入力する為、SW1を切替え連想ループ処理を行わせる。ここで、後進3層ニューラルネットワークの出力信号は、入力信号と同一形式のアトラクタ出力信号を送出する。

ii) カテゴリ割当て内外識別

前進ネットワークの出力であるカテゴリ出力信号の分散出力コードにカテゴリ番号が割当てられているか否かによってカテゴリ割当て内外識別を行う。完全割当ての場合には、常にカテゴリ

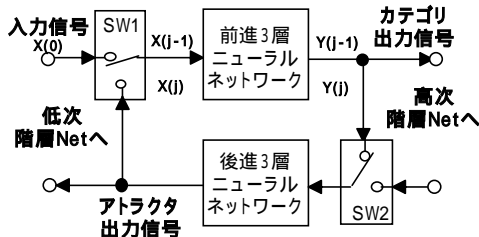


図1 ヘテロ連想ネットワークの基本構成

割当て内となる。不完全割当ての場合、分散出力コードから得られたカテゴリ番号 > 最大カテゴリ割当て番号(学習コアデータ数 P)、または、不割当てのカテゴリ番号であると、カテゴリ割当て外である。後述の分散出力コードへの不連続カテゴリ割当ては、カテゴリ番号の Modulo 演算とその2値コードで行う。

iii) 学習・非学習データ識別

学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出・識別の為の前進ネットワーク及び後進ネットワークの入出力関係を表1にまとめて示す。連想ループ回数 $j=1$ の時、初期入力信号と後進ネットワーク出力信号(アトラクタ出力信号)との比較の結果、 $x(0)=x(1)$ で、カテゴリ割当て内ならば、学習データ(学習コアデータ)である。これ以外の状態は、全て非学習データである。

iv) アトラクタ検出・識別

表1の3層ニューラルネットワークの入出力関係に示すように、連想ループ処理 j で前進・後進ネットワークの何れかが汎化状態となると、次の $j+1$ でアトラクタ引き込み状態、即ち、 $X(j) = X(j+1)$, $Y(j) = Y(j+1)$, $X(j+1) = X(j+2)$ となる。アトラクタ引き込み状態で、割当てカテゴリ外ならば、One Shot スプリアス・アトラクタ($j=1$)か、汎化スプリアス・アトラクタ($j > 1$)である。割当てカテゴリ内ならば、学習アトラクタ($j=1$)か、汎化学習アトラクタ($j > 1$)である。一方、最大連想ループ回数 $J(=10)$ で、全ての入出力関係が不一致状態の場合は、発散状態である。

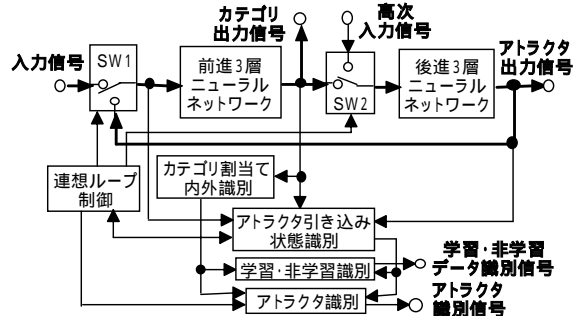


図2 学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出・識別の基本構成

表1 前進・後進3層ニューラルネットワークの状態と入出力関係

連想ループ回数 j	3層ニューラルネットワーク入出力関係	ネット汎化状態	出力カテゴリ識別 $Y(j)$	アトラクタ識別	入力信号学習・非学習識別
$j=1$	アトラクタ引き込み状態 $X(0) = X(1)$, $Y(0) = Y(1)$, $X(1) = X(2)$	前進ネット	割当て内	学習	学習データ
	割当て外		One-Shot スプリアス	非学習データ	
	アトラクタ引き込み状態直前 $X(0) = X(1)$, $Y(0) = Y(1)$, $X(1) = X(2)$	割当て内	汎化学習	非学習データ	
	割当て外	汎化スプリアス	非学習データ		
$j > 1$	アトラクタ引き込み状態直前 $X(0) = X(1)$, $Y(0) = Y(1)$, $X(1) = X(2)$	後進ネット	割当て内	汎化学習	非学習データ
	割当て外		汎化スプリアス	非学習データ	
	アトラクタ引き込み状態直前 $X(j-1) = X(j)$, $Y(j-1) = Y(j)$, $X(j) = X(j+1)$	割当て内	汎化学習	非学習データ	
	割当て外	汎化スプリアス	非学習データ		
	アトラクタ非引き込み状態 $X(j-1) = X(j)$, $Y(j-1) = Y(j)$, $X(j) = X(j+1)$		割当て外	発散	非学習データ

4. シミュレーション

i) 前進3層ニューラルネットの学習

入力層ユニット数 L=75、中間層ユニット数 M=140 である。出力層ユニット数 N として、128 分類カテゴリの為、以下の分散2値出力コードを準備した。128 個の学習コアダータ(プロトタイプ)を何れも 125-146 回の範囲の学習で、全正解出力に収束する。

- 1) N=7: 7bit カテゴリ完全割当て (完全パッキング)
- 2) N=8: 8bit_step 幅 1 カテゴリ連続割当て
- 3) N=8: 8bit_step 幅 2 カテゴリ不連続割当て
- 4) N=9: 9bit_step 幅 3 カテゴリ不連続割当て
- 5) N=9: 9bit_step 幅 4 カテゴリ不連続割当て
- 6) N=10: 10bit_step 幅 5 カテゴリ不連続割当て

ここで、(1)の分散出力コードへのカテゴリ完全割当て(分類カテゴリ数 $P = 2^{*7}$)は、スプリアス・アトラクタを発生しない。(2)以下の分散出力コードでは、指定されたステップ幅毎にカテゴリ割当てを行うことから、カテゴリ割当てが無い分散出力コードが存在する。

ii) 後進3層ニューラルネットの学習

中間層ユニット数 M=140 及び出力層ユニット数 L=75 である。入力層ユニット数は、前進3層ニューラルネットの分散出力コードであり、逆配置の学習用データを何れも 444-622 回の範囲の学習で、全正解出力に収束する。

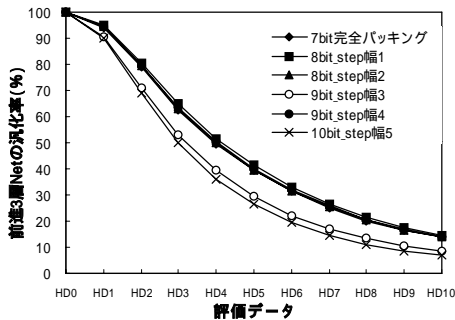


図3 前進3層ニューラルネットの汎化特性

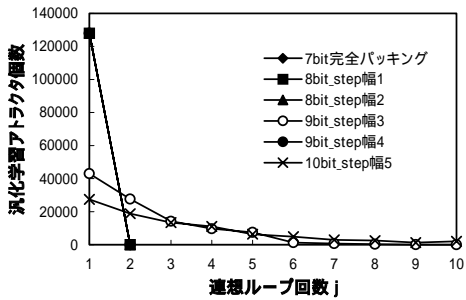


図4 HD10の学習アトラクタ個数と联想ループ回数 j

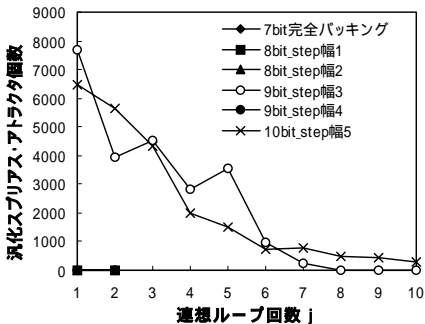


図5 HD10の汎化スプリアス・アトラクタ個数と联想ループ回数 j

iii) 評価データ

ヘテロ連想ネットワークの特性評価のために、学習コアダータからハミング距離1の HD01 評価データ数は 9,598 個、距離2の HD02 評価データ数は 355,040 個である。その他の距離 i の HDi は夫々 12,800 個である。

iv) シミュレーション結果

図3、4及び5から明らかなように、前進3層ニューラルネットの汎化特性がアトラクタ引き込み性能を決定する。4)及び6)を除いた分散出力コードの場合、カテゴリ完全割当ての汎化特性からの劣化は、その対称割当て構造により僅かである。一方、対称割当て構造を持たない step幅3及び5のカテゴリ不連続割当ての4)及び6)では、汎化特性が劣化する。この為、図4に示すように、HD10の汎化学習アトラクタ個数に関して、4)及び6)ではアトラクタ引き込み能力が弱く、联想ループ回数が大きくなっても、かなりの汎化学習アトラクタを発生させる。4)及び6)以外のカテゴリ割当てでは、20%弱の汎化率であるが全て汎化学習アトラクタであり、汎化スプリアス・アトラクタは発生しない。また、何れのカテゴリ割当てに於いても One-Shot スプリアス・アトラクタは発生しない。図5に示すように、4)及び6)では、多くの汎化スプリアス・アトラクタを発生し、表2に示すように、6)では、最大联想ループ回数 J=10 で発散状態も発生している。しかしながら、汎化特性の改善と ground を設けることにより、これらの汎化スプリアス・アトラクタも大幅に少なくなる。

表2 6)の10bit_step幅5カテゴリ不連続割当てのアトラクタ識別と発散

評価データ	総入力データ数	学習アトラクタ数	One-Shot スプリアスアトラクタ (%)	汎化学習アトラクタ識別 (%)		スプリアスアトラクタ識別 (%)	联想ループ発散 (%)
				正解	不正解		
HD00	128	128	0	-	-	-	-
HD01	9598	0	0	89.998	6.397	2.146	1.459
HD10	128000	0	0	6.856	63.713	17.745	11.685

これらのシミュレーション結果から、カテゴリ不連続割当ての分散出力コードを持つ前進3層ニューラルネットによるヘテロ連想ネットワークでも、联想ループ1回で HD0 の全入力データが学習アトラクタに引き込まれ、然も One-Shot スプリアス・アトラクタを発生しないこと、また、対称割当て構造では、汎化スプリアス・アトラクタも発生しないことが明かとなった。

追加学習型並列ダイバシティ階層複合ネットワーク⁽⁷⁾を前進ニューラルネットとして用いることにより、非常に高い汎化率を持ったカテゴリ分類機能と、大規模なプロトタイプ(学習コアダータ)及び隣接近傍学習データを記憶可能な高性能ヘテロ連想ネットワークも構成できる。学習・非学習データ識別、アトラクタ識別及び発散識別機能を持ったこのようなヘテロ連想ネットワークは、高次階層ネットワーク及び低次階層ネットワークとの接続に効果的である。

5. 結び

学習・非学習データ識別及びアトラクタ検出・識別機能を持ったカテゴリ分類型ヘテロ連想(連合)ネットワークを提案した。また、前進3層ニューラルネットの分散出力コード形式とアトラクタ引き込みとの関係に於いて、カテゴリ不連続割当てによる分散型出力コード化は、割当て方によっては、カテゴリ分類汎化能力が劣化し、汎化スプリアス・アトラクタを発生させる場合がある。しかしながら、One-Shot スプリアス・アトラクタは何れの場合も発生しないことが明かとなった。夫々独立に学習した前進3層ニューラルネット及び後進3層ニューラルネットにより、抽象化のカテゴリ分類機能と具象化の為のプロトタイプ出力機能とを併せ持たせ、联想ループ処理以外に feedforward 系としての高次階層ネット及び feedback 系としての低次階層ネットへの接続も可能である。

参考文献

- (1) Hohamad H. Hassoun, "Dynamic Associative Neural Memories," Associative Neural Memories, Theory and Implementation, Edited by Mohamad H. Hassoun, pp.3-27, Oxford University Press, 1993.
- (2) Hopfield, J.J., "Neural Networks and Physical Systems with Emergent collective Computational Abilities," Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 79, pp.2554-2558, 1982.
- (3) Amari, S. and Maginu, K., "Statistical neurodynamics of associative memory," Neural Networks, Vol.1, pp.63-73, 1988.
- (4) Yingquan Wu and Stella N. Batalama, "Improved One-Shot Learning for Feedforward Associative Memories with Application to Composite Pattern Association," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol.31, No.1, pp.119-125, February, 2001.
- (5) Yingquan Wu and Stella N. Batalama, "An Efficient Learning Algorithm for Associative Memories," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.11, No.5, pp.1058-1066, September, 2000.
- (6) 田中, 山田, "しきい値の変化する联想ニューラルネットのダイナミクス," 電子情報通信学会, 論文誌 D-II, PP.1425-1434, 7月, 1993.
- (7) 八塚, 彰, "相互学習型並列ダイバシティ・ニューラルネット階層複合システムと汎化特性について," 電子情報通信学会基礎・境界サイティ大会, No.A-1-30, 9月, 2003.