2007－DPS－133 (4)
2007／11／26

自己組織化マップ (SOM)の多重冗長による耐故障性の検証

河村 進吾　田路 真也　森 秀樹　上原 稔

東洋大学大学院 工学研究科 情報システム専攻

自己組織化マップ (SOM) は、複雑・大規模なデータの可視化、分類に有効な手段として注目され、画像・音声の認識問題、株価分析、気象データの分析などの分野でも積極的に応用が進められている。本稿では、SOM の持つ耐故障性に着目し、故障箇所によって自己組織化に与える影響の違いについて考察する。そして、ニューロンの多重化によって、SOM の耐故障性が向上することを従来の 1 次元 SOM との比較実験によって示す。

Self-Organizing Map with Redundancy Model for Fault-tolerance

Shingo Kawamura　Shinya Touji　Hideki Mori　Minoru Uehara

Department of Open Information Systems, Graduate School of Engineering, Toyo University

Self-Organizing Maps (SOM) is used in image recognition, stock-price analysis, weather data analysis, and things like that. This paper presents Fault-tolerance in 1 dimensional SOM. We proposed duplex Redundancy approach, this approach is confirmed effectively in stuck and random faults in neural network.

1 はじめに

自己組織化マップ (Self-organizing maps: SOM) [1] は、高次の情報を抽象化し、低次のマップとして視覚的に分類するためのツールとして注目され、積極的に応用研究が進められている学習アルゴリズムである。具体的な応用事例として、画像・音声の認識問題、株価分析、気象データの分析が挙げられる。[2][3]

筆者らは、これまで SOM を用いたアプリケーションの提案と実験を中心に研究を進めてきた。現在は、SOM の持つ耐故障性 (Fault-tolerance) に着目して研究を行なっている。すでに、SOM は耐故障性を有していることが報告されている[4][5]。筆者らは、本稿において SOM システム内で故障ニューロンが発生した場合に、冗長性を付与することで耐故障性に与える影響が小さくなることを示す。実験として、故障モデルを設定してソフトウェア上でのシミュレーションを行ない、従来のモデルと比較して評価する。

2 関連研究

本章では、本稿で提案するシステムに関連する研究、主に SOM を中心に述べる。

2.1 SOM

SOM は、ヘルシンキ大学の Kohonen 教授によって考案された、ヒトの脳における視覚野をモデル化したニューラル・ネットワークの一手法である。多層式の教師なし学習型アルゴリズムで、入力層と出力層（マップ層）からなる。多次元のデータを「入力ベクトル $(X = x_1, x_2, \ldots, x_n)$ 」として与え、SOM 内のニューロンとの間の距離（ユークリッド距離：式 1）を用いて、最も距離が小さいニューロンを勝者ノードとし、そのノードと近傍の重みを近傍関数と呼ばれる評価関数を用いて繰

り返し更新することによって、対象の特徴を学習する。

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{n}(x_j - \omega_{ij})^2} \qquad \cdots(1)$$

x: 入力ベクトル、ω: 参照ベクトル

これによって、複雑・多様な属性からなる集団の傾向を分析することなどが可能になる。具体的には、対象の分類、およびマップによるデータの可視化がある。例として、動物の特徴（２本足である、肉食、草食、etc）をパラメータ化して入力としたときの、SOM による動物の特徴分析は図 1 のようになる。

SOM 分析のために、まずユーザはデータを正規化して入力データとして整形する。可視化のために、多くの SOM アプリケーションでは 2 次元マップを形成するものが多い。

図 1. SOM によるデータ分析の一例

Kohonen 研究室で公開されている SOM パッケージ[4]、オープンソース数理解析環境の R [5]などでは、2 次元 SOM が採用されている。筆者らは、これまでにオープンソース・プロジェクトにおける参加メンバの特徴分析などに SOM を応用するための研究を進めてきた。本稿では、各ニューロンにおいて故障が発生した場合の SOM の耐故障性に着目して議論を進める。SOM の耐故障性に関する先行研究は、安永らによるハードウェア上の実装 [4][5] がある。[4]では、欠陥ニューロンが自己組織化に及ぼす影響について述べている。また、[5]では SOM の自己組織化条件を示した。

2.2 1 次元 SOM

1 次元 SOM とは、SOM の中で、出力層のニューロンが 1 次元配列の結合形態を持っているものを指す（図 2）。1 次元 SOM の学習時間 t における各ニューロン i に対する重み値μの推移は、入力信号として単調増加を示す 1 次元データの集合を与えたとき、初期状態では、各ニューロンの重み値は不規則である（図 3.a : ディスオーダリング状態）が、学習が進むに連れて、入力の特徴を学習する。学習途中では、局所的な重みの単調増加領域、または単調減少領域が発生（図 3.b : ランダムウォーク状態）し、最終的に全ニューロンに対して秩序を有する状態（図 3.c : オーダリング状態）に収束する。

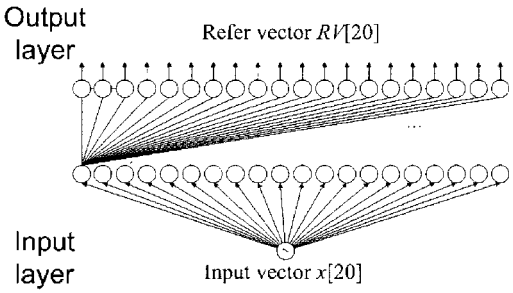
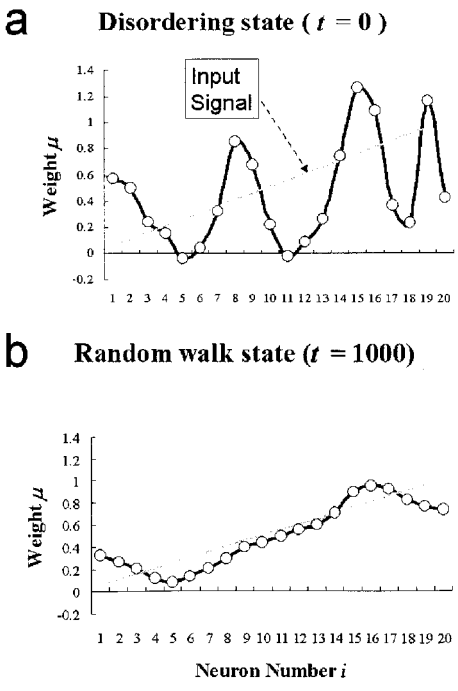


図 2. 1 次元 SOM の結合形態



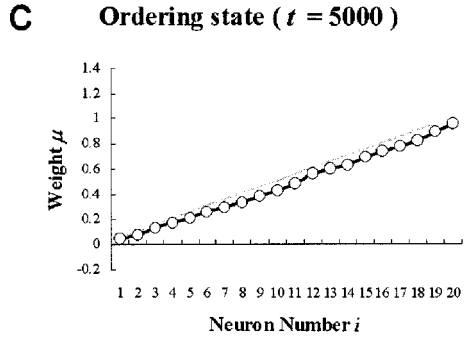


図 3. 1 次元 SOM の学習過程[4]

2.3 ディスオーダリング指標

SOM の学習過程において、自己組織化を判定する指標としてディスオーダリング指標がある。ディスオーダリング指標の学習時における推移を図 4 に示す。式 2 にディスオーダリング指標 D を示す。初期状態では $D > 0$ であるが、ネットワークの学習が進むと、D は 0 に近づく。

$$D = (\sum_{i=2}^{N} |\mu_i - \mu_{i-1}|) - |\mu_N - \mu_1| \quad \cdots(2)$$

N: ニューロン数、 μ: 重み値

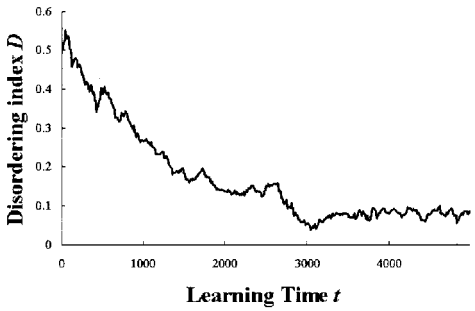


図 4. ディスオーダリング指標 D の学習時における推移

3 1 次元 SOM の耐故障性

本章では、1 次元 SOM の故障時の動作と、耐故障性について議論する。

3.1 スタック故障

スタック故障（固定故障）とは、故障の発生したユニットから常に同じ値が出力されてしまう故障である。1 次元 SOM にスタック故障が発生したとき、故障の及ぼす影響はスタック値と故障箇所、それらと入力された信号との差分値に大きく依存する。それは、重み値 μ の推移（図 5）から見ても、ディスオーダリング指標 D の推移（図 6）を見ても同様に確認できる。#1 ニューロン（ネットワークの左末端に位置する）が 1- スタック故障を起こしたとき（図 5.a、図 6.a）、故障ニューロンの影響を他の正常なニューロンすべてに与えてしまい、故障ニューロンから最も離れている μ_{20} においても、入力値と 0.4 ほど差が生じている。D を見て

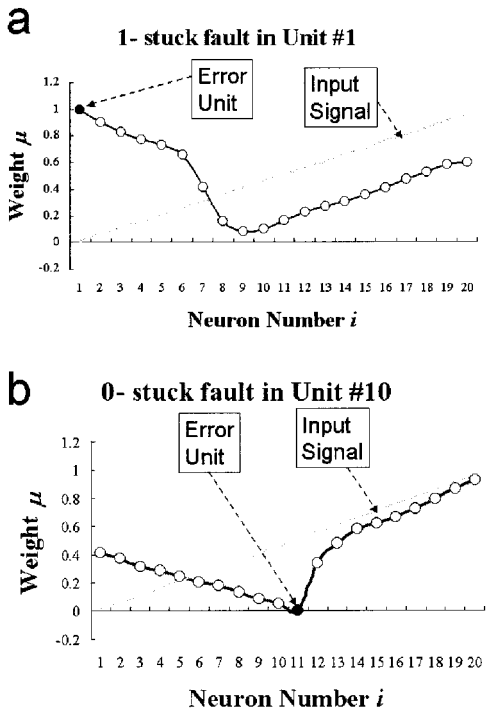


図 5. スタック故障発生時のニューロンの重み値 μ

逆に、#10 ニューロンが 0- スタック故障を起こした場合は、ネットワーク全体に与える影響が少なくなっていることがわかる。　筆者らの実験データによると、#1 ニューロンが 1- スタック故障を起こしたとき、5000 回の学習終了後の D 値は 0.90 であったのに対し、#10 ニューロンが 0- スタック故障を起こした場合では、同じように 5000 回の学習終了後の D 値は 0.32 であった。

3.2 ランダム故障

ランダム故障とは、故障の発生したユニットが規則性のない値を常に出力してしまう故障を指す。ここでは、1次元 SOM におけるランダム故障の指標として、ネットワーク全体に故障率 P_D を設定する。故障ニューロンは 0 から 1 の間で、学習ステップ毎にランダムな実数を出力するものとする。P_D をそれぞれ 0%（故障なし）、5%、10%と設定したときの D 値は以下のようになる（表 1）。筆者らの実験データでは、P_D が 10%を超えると D は安定しない。

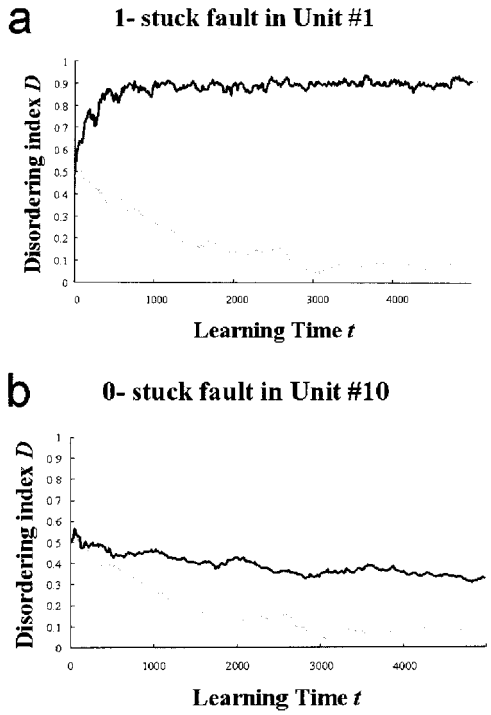


図 6. スタック故障発生時の D の推移

表 1. ランダム故障発生率とディスオーダ指標の関係

故障率 P_D(%)	ディスオーダ指標 D
0（故障なし）	0.07
5	0.32
10	**0.80**

4 提案システム

本章では、3 章で述べた各故障ケースに対して、多重化による冗長性[8]を持たせた 1 次元 SOM のモデルを提案する。

4.1 デュプレックス SOM

筆者らが提案する冗長型 SOM（デュプレックス SOM）のフローチャートを図 7 に示す。ここでは、ディスオーダ指標 D を用いて SOM の信頼性を判断する。D が 0.6 を超える場合、SOM ユニット内に故障ニューロンが存在すると仮定して、入力値と計算途中の重みベクトルの値を予備 SOM へと渡す。この方法を用いることで、耐故障性が実現されることを仮定する。

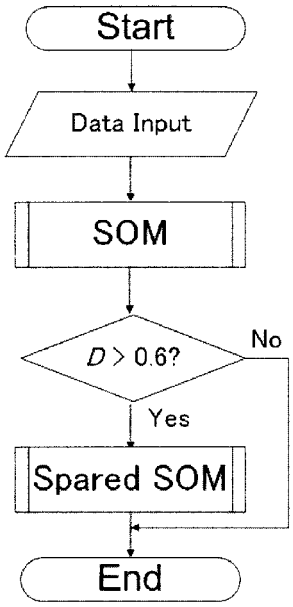


図 7. デュプレックス SOM のフローチャート

5 実験および評価方法

本章では、4 章で提案したシステムを実装するに先立って、ソフトウェア上でのシミュレーションを行ない、冗長モデルの有効性を検証する。

5.1 シミュレーション条件

シミュレーション実験によって、デュプレックス SOM の信頼度を評価する。シミュレーション条件は以下（表 2）のとおりである。

表 2. 実験環境

環境	Windows PC/ Cygwin
使用言語	C
計算回数	5000 回

なお、入力データとして単調増加を示す 1 次元データの集合を与える。

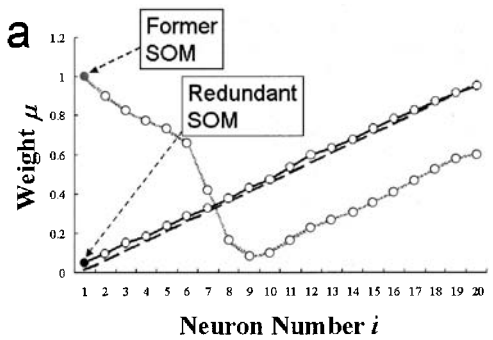
5.2 評価方法および評価項目

評価方法として、スタック故障とランダム故障におけるデュプレックス SOM の耐故障性を、従来型の SOM（多重化しなかった場合）と比較することで評価する。評価項目として、計算終了後のニューロンの重み値、ディスオーダリング指標を用いることとする。

6 実験結果と評価

6.1 スタック故障

スタック故障を設定したときの実験結果を図 8 に示す。図 8. a は重み値μからみた実験結果である。従来の SOM よりも、予備 SOM を持たせて多重化した場合、エラーの影響を回避して自己組織化を終了させていることがわかる。図 8. b はディスオーダ指標からみた実験結果であるが、こちらの場合でも同様に、多重化させた場合では自己組織化において故障ニューロンでの処理を回避していることがわかる。



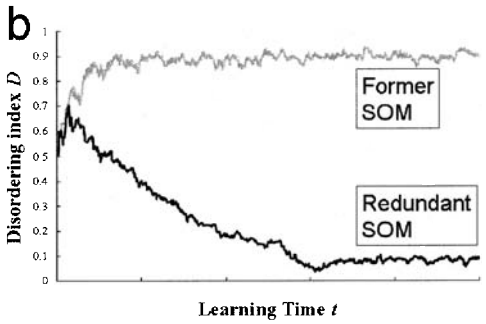


図 8. スタック故障でのシミュレーション実験結果

以上のように、スタック故障の観点からみると、筆者らの提案したモデルには有効性があることがわかった。

6.2 ランダム故障

ランダム故障を設定したときの実験結果は図 9 のようになった。ランダム故障の場合、故障率 P_D が 10%を超えると、従来の SOM では D 値が振動し、安定しなかったが、多重化を用いた場合では、スタック故障の場合ほど良好な D 値を学習時間内で得ることができなかったものの、振動のない安定した推移を示した。

この結果から、SOM の多重化はランダム故障においても効果が認められることがわかった。

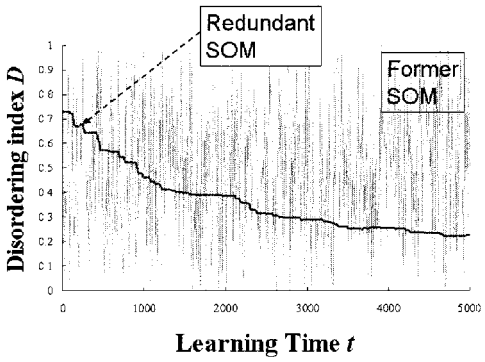


図 9. ランダム故障でのシミュレーション結果 (P_D=10%)

7 むすび

本稿では、ディスオーダリング指標を評価基準として用いたデュプレックス SOM を提案し、シミュレーションによってその有効性を示した。今後の課題として、アプリケーション評価、ハードウェア上での実装を考慮に入れたアルゴリズムの再検討が挙げられる。

文 献

[1] T. Kohonen, Self-Organizing Maps, 3rd, ser. Springer Series in Information Sciences 30. New York: Springer-Verlag, 2001.

[2] 徳高, 山川, 藤村. 自己組織化マップ応用事例集−SOM による可視化情報処理. 東京: 海文堂, 2002.

[3] 徳高, 岸田, 藤村. 自己組織化マップの応用−多次元情報の２次元可視化, 第２版. 東京: 海文堂, 2005.

[4] 安永, 八谷. 自己組織化マップハードウェアのフォールトトレランス評価. 信学論 J82-D-I (2): pp.410-424, 1999.

[5] 安永. WSI を用いた自己組織化マップのフォールトトレランス. 信学論 J78-D-I (12): pp.960-971, 1995.

[6] SOM_PAK and LVQ_PAK (http://www.cis.hut.fi/research/som-research/nnrc-programs.shtml)

[7] The R Project (http://www.r-project.org/)

[8] D. K. Pradhan. Fault-tolerant computer system design. Prentice-Hall, 1996.