M 系列相関とニューラルネットワークを用いる論理回路の故障診断†

宮 田 千加良*

Fault Diagnosis of a Logical Circuit by Use of M-Sequence Correlation with Neural Network†

Chikara MIYATA*

The author has studied the fault diagnosis of a logical circuit(board) by use of M-sequence correlation.

In this paper, the author proposes a new method for the diagnosis and repair of a faulty logic board by use of M-sequence correlation with Neural Network (NN). Let us denote the position in the circuit fault may occur as the fault candidates, and assume that the faults occur only there. In this method, the fault position is estimated as the fault candidates which has more than 50% fault occurrence ratio. This method by use of NN has the advantage that the teaching data can be generated from only a part of faulty logic circuit, which means teaching data can be generated without question even if the number of fault candidates increases. Simulations were carried out for this fault repairing method and shown as follows: 1. It is possible to repair arbitrary faulty logic boards with high probability by use of M-sequence correlation and NN even if the teaching data of NN was calculated from only a part of faulty logic boards. 2. This method has great ability in repair, even if the estimation error of fault probabilities is not small due to a few learning iterations of NN.

Therefore this fault diagnosis method can be very useful for actual faulty logic boards.

Key Words: correlation function, M-sequence, logical circuit, Neural Network, fault diagnosis

1. 始めに

筆者はランダム信号を用いた論理回路の故障診断^{1)~5)}について研究している。とくに、論理回路として組み合わせ回路を、故障として 0 縮退故障, 1 縮退故障, および信号線間のショートを考え、論理回路に M 系列を入力して得られる入出力間の相互相関関数(以下 M 相関)^{11)~14)}から、論理回路の故障箇所を推定する方法について研究を行なっている。そして、論理回路の故障箇所を、故障の起こる可能性があるとして仮定した箇所(以下故障候補と呼ぶ)の故障発生確率として推定する方法を提案した^{6)~10)}。この方法は、故障発生確率の算出にわずかな算出誤りを許容すれば算出に必要な M 相関の数を激減できるという利点がある¹⁵⁾。しかし、すべての故障回路について M 相関を算出し、M 相関と故障候補の故障発生確率との対応を計算しておかねばならないため、故障候補数の増大に伴い故障発生確率の対応算出に必要な故障回路数が激増し、計算が困難になるという欠点があった。

本論文では、一部の故障回路から算出した M 相関と故障候補の故障発生確率との対応をニューラルネットワーク(以下 NN)に学習させ、この NN を用いることで任意の故障回

路について故障箇所を推定する方法を提案する¹⁶⁾。また本方法を用いた論理回路の故障修復、すなわち本故障診断法を用いて推定した故障個所に実際の故障が含まれなくなるまで、故障の推定と修復とを繰り返して故障修復を行なう方法についてシミュレーションを行ない、本提案の方法が、

- ① 任意の故障回路について故障箇所の特定・修復が高い確度で行なえる。
- ② すべての故障回路を用いる従来の方法と比べて、推定される故障箇所が数カ所と、より現実に近い数で推定できる。
- ③ すべての故障回路を用いる従来の方法と比べて、故障でない箇所を故障と誤推定する割合が低い。

ことを示す。本方法はニューラルネットワークの教師信号生成に用いる故障回路数を激減できるので、故障候補数が増えなくても、すなわち大規模な組み合わせ回路についても、故障箇所の推定が可能であるため、実現上きわめて有用である。

2. NN を用いた故障箇所の推定方法 および、故障修復方法

本論文では、論理回路として組み合わせ回路を、故障として 0 縮退故障, 1 縮退故障, および信号線間のショートを考える。

想定した故障候補の数(以下故障候補数)を $nPos$ とし、各故障候補における故障の有無を 1,0 で表わすと、 $nPos$ ビットの 1,0 パターンですべての故障回路が表現できる。以下こ

† SICE 九州支部講演会で発表(2000・11)

* 鹿児島工業高等専門学校 鹿児島県始良郡隼人町真孝 1460-1

* Kagoshima National College of Technology, Hayato-cyo, Aira-gun, Kagoshima

(Received September 17, 2001)

(Revised March 11, 2002)

の1,0パターンを故障パターンと呼ぶ。また、故障回路の種類は正常な回路も含めて 2^{nPos} で表わされる。

入力数 N_{in} 、出力数 N_{out} の論理回路に M 系列を入力して得られる出力信号と入力信号とから M 相関を算出する。M 相関の数は、故障発生確率の算出にわずかな算出誤りを許容すれば、1 出力当たり $2^{N_{in}} - 1$ から N_{in} 個に激減できるため¹⁵⁾、ここでは M 相関を各出力ごとに N_{in} 個、すなわち $N_{in} \times N_{out}$ 個算出する。

従来の方法では、すべての回路、すなわち 2^{nPos} 個の回路について M 相関を求め、M 相関と故障候補の故障発生確率との対応を計算する必要があった。そのため、Table 1 の 2^{nPos} 欄に示すように、故障候補数 $nPos$ が増えるにしたがい、計算に必要な故障回路数 2^{nPos} が膨大になり、M 相関と故障発生確率との対応を算出することが困難になるという欠点があった。

本論文では、一部の故障回路として故障数が $1 \sim nErr$ の故障回路 ($nErr = 3$ の場合の故障回路数を Table 1 に示す) から M 相関と各故障候補の故障発生確率との対応を算出し、これを教師信号としてニューラルネットワークを学習させることで、任意の故障回路について故障箇所が推定できる方法を提案する。また故障修復への応用についても検討した。

まず、本故障診断方法について説明する。

1. 故障数が $1 \sim nErr$ の故障回路について式 (1) で示される M 相関 C_{ij} を $N_{in} \times N_{out}$ 個、すなわち $1 \leq i \leq N_{in}$ 、 $1 \leq j \leq N_{out}$ について算出する。 N_{in} は入力数、 N_{out} は出力数、 m_i は故障回路の入力端子 i に入力される i だけ遅延した M 系列信号、 y_j は出力端子 j から出力される信号、 L は M 系列信号の周期長で $L = 2^{N_{in}} - 1$ である。

$$C_{ij} = \sum_{\tau=0}^{L-1} \{1 - 2 \times m_i(\tau) \oplus y_j(\tau)\} \quad (1)$$

2. M 相関と各故障候補の故障発生確率との対応を Table 2 に示すようにして算出する。たとえば $MSC(M - Sequence Correlation)$ 欄に示す M 相関が得られる故障パターンは *fault pattern* 欄に示す 10 種類 ($nAdd = 10$) である。これらの故障パターンを各ビットごとに加算することで故障発生頻度 (*frequency*) が得られる。この値を故障パターン数 $nAdd$ で除して各故障候補の故障発生確率 (*ratio*) を算出する。同様にして 1. で求めた M 相関のすべての種類について故障発生確率を算出することで、M 相関と故障候補の故障発生確率との対応を求める。

3. 上記対応を教師信号として、ニューラルネットワーク (以下 NN) を教育する。

4. 任意の故障回路について、故障箇所をつぎのようにして推定する。故障回路から得られた M 相関を NN に入力して、各故障候補の故障発生確率が得られる。ここでは 50% 以上の故障発生確率をもつ故障候補を故障の推定箇所とした。

Table 1 Number of Logic circuits

$nPos$	2^{nPos}	$nErr=1,2,3$
12	4,096	298
15	32,767	575
20	1,048,576	1,350

Table 2 Calculation of fault ratio

$MSC: -3 \ 5 \ 5 \ 1 \ 5 \ 5 \ -1 \ 3 \ 3 \ -1 \ 3 \ -1 \ -3 \ \dots$								
position	14	13	...	5	4	3	2	1
fault	0	0	...	1	1	1	0	0
pattern	0	0	...	1	0	1	0	1
(nAdd=10)	...	...	...	...	...	...	...	...
	1	0	...	1	1	0	0	1
frequency	2	0	...	10	5	3	0	5
ratio(%)	20	0	...	100	10	30	0	50

Table 3 Parameter of Logic circuits

Circuit	N_{in}	N_{out}	$nPos$	$nErr$	$nLogic$	$nPat$	Teach
74145	4	10	12	2	78 (4096)	63 (542)	145-2
				3	298	172	145-3
74138	6	8	14	2	105 (16384)	88 (3375)	138-2
				3	496	334	138-3
7464	11	1	13	2	91 (8192)	50 (226)	64-2
				3	377	123	64-3
7482	5	3	14	2	105 (16384)	64 (422)	82-2
				3	496	186	82-2

Table 4 One of teaching signal

$Teach: 145-2$												
No	$M - Sequence Correlation$							$fault ratio$				
1	53	53	53	53	...	53		1	1	1	1	...
2	53	53	53	53	...	47		1	1	1	1	...
3	47	60	60	60	...	47		1	1	50	1	...
4	53	53	53	53	...	53		1	1	1	1	...
5	53	53	53	53	...	40		1	1	1	1	...
6	53	53	53	53	...	53		1	1	1	1	...
7	53	53	53	53	...	53		1	1	1	1	...
8	60	60	47	60	...	47		1	1	1	50	...
9	60	60	47	60	...	47		1	1	99	1	...
...	...	...	...	...	...	...		...	...	...	...	...
63	53	53	53	53	...	47		1	99	99	1	...

Table 5 Structure of NN

$Teach$	In	Out	Mid
145-2	145-3	40	12
138-2	138-3	48	14
64-2	64-3	11	13
82-2	82-3	15	14

論理回路の故障修復は、本故障診断法を用いて推定された故障箇所実際の故障が含まれなくなるまで、故障箇所の推定と修復とを繰り返すことで行なうことができる。

3. シミュレーション方法および結果

本方法を用いた故障箇所の推定および修復に関するシミュレーションを Table 3 に示す 4 種類の論理回路について行なった。結果を Table 3 ~ Table 6 に示す。 N_{in} 、 N_{out} は論理回路の入力数、出力数、 $nPos$ は想定した故障候補数であ

る。故障候補の1~ $nErr$ 箇所に故障のある故障回路を用いて教師信号を生成する。 $nLogic$ は教師信号生成に用いた故障回路数、()は論理回路の総数で 2^{nPos} である。 $nPat$ はM相関の種類数、()は全回路を用いた場合の種類数、 $Teach$ は教師信号である。145-2は論理回路74145で故障数1,2の故障回路から作成した教師信号、145-3は故障数1,2,3の故障回路から作成した教師信号を表わす。

教師信号の一例として145-2をTable 4に示す。M相関と対応する各故障候補の故障発生確率(ともに%に規格化)とで1組のデータを構成する。M相関の数は40($4(N_{in}) \times 10(N_{out})$)、故障候補数($nPos$)は12、データ数は63(=M相関の種類数 $nPat$)である。なお、故障発生確率はNNが収束しやすくするために、1%以下を1%に、99%以上を99%に置き換えている。

Table 5にNNの構造を示す。使用したNNは3層構造で、BP法を用いて学習させた。 In, Out, Mid はNNの入力層、出力層、中間層のノード数である。

Table 6の左部にNNの学習状況を示す。 N は学習回数、 $Err^2, \bar{E}$ は各故障候補の故障確率の平均2乗誤差、および平均誤差(%)である。ここで、 $4.2e-02$ は 4.2×10^{-2} を表わす。

任意の故障回路の故障箇所は、つぎのようにして推定した。任意の故障回路から得られたM相関をNNに入力することで、各故障候補の故障確率が算出される。ここでは故障確率が50%以上となる故障候補を故障の推定箇所とした。

本故障診断法を用いた論理回路の故障修復は、推定された故障箇所実際の故障が含まれなくなるまで、故障箇所の推定と修復とを繰り返すことで行なった。すなわち、任意の故障回路を想定し、本故障診断法により故障箇所を推定する。推定された故障箇所に想定した故障箇所が含まれる場合、想定した故障を修復する。推定された故障箇所に想定した故障箇所が含まれなくなるまで故障の推定と修復とを繰り返す。本故障修復に関するシミュレーションをすべての故障回路について行なった結果をTable 6に示す。

$teach$ 欄の64-0、82-0等はNNを用いた本方法との比較用で、NNを用いない方法、すなわち全故障回路から算出したM相関と各故障候補の故障確率との対応から故障箇所を推定して故障修復を行なった場合のシミュレーション結果である。 $nCal$ は推定した故障箇所に実際の故障が含まれなくなるまでの故障箇所の推定・修復の平均繰り返し数、 $Und., Det., Edt$ は(2)から(4)式で示される、未修復率(最後まで修復できなかった故障の割合)、修復率、推定誤り率(正常な箇所を故障と推定した割合)で、ともに%値である。また、 Σ_A は全論理回路についての加算、 Σ_B は推定・修復の繰り返しについての加算を示す。全故障数 = Σ_A 想定した故障数

$$Und. = \Sigma_A \text{未修復故障数} / \text{全故障数}$$

$$Det. = \Sigma_A (\Sigma_B \text{修復された故障数}) / \text{全故障数}$$

$$Edt = \Sigma_A (\Sigma_B (\text{推定故障数} - \text{修復故障数})) / \text{全故障数}$$

また、 nFp は推定された故障数の平均値である。

本結果から以下のことがわかった。

Table 6 Simulation results of fault repair

<i>Teach</i>	<i>N</i>	<i>Err</i> ²	$\bar{E}$	<i>nCal</i>	<i>Und.</i>	<i>Det.</i>	<i>Edt</i>	<i>nFp</i>
64-2	100	4.2e-02	19.3	1.2	96.6	3.4	0.3	1.05
	1000	9.7e-03	6.7	1.4	86.4	13.6	3.9	1.51
	20000	3.6e-04	0.5	2.7	50.2	49.8	18.8	2.05
	40000	3.5e-04	0.4	2.8	49.2	50.8	19.4	2.01
	60000	2.5e-04	0.6	2.7	50.3	49.7	19.0	2.05
	80000	2.8e-04	0.5	2.9	49.2	50.9	19.4	1.95
64-3	100	3.6e-02	19.1	2.2	73.4	26.6	41.2	2.5
	1000	6.9e-03	7.2	2.1	59.6	40.4	53.8	3.5
	20000	5.7e-04	1.8	2.7	19.5	80.5	25.7	2.9
	40000	1.9e-04	0.9	2.3	43.8	56.2	18.6	2.5
	60000	7.7e-05	1.1	2.7	19.5	80.5	27.0	3.0
	80000	9.3e-05	0.9	2.7	19.5	80.5	27.5	3.0
64-0	100000	3.6e-05	0.5	2.7	19.5	80.5	28.2	3.0
64-0	All			1.4	0	100	81.8	9.3
82-2	100	3.3e-02	17.3	1.6	90.1	9.9	11.9	1.6
	1000	9.8e-03	7.4	2.3	71.6	28.4	25.8	2.1
	20000	1.3e-04	0.5	3.1	47.2	52.8	11.8	1.8
	40000	4.1e-05	0.2	4.1	24.8	75.2	15.9	1.8
	60000	6.2e-05	0.4	3.7	24.1	76.0	16.3	2.0
82-3	100	2.9e-02	16.7	2.2	74.5	25.5	38.0	2.5
	1000	4.8e-03	7.1	2.6	58.3	41.7	17.0	2.0
	20000	3.5e-04	1.3	3.4	15.7	84.3	17.4	2.4
	40000	3.0e-04	1.2	3.2	14.1	85.9	20.6	2.6
	60000	1.8e-04	0.7	3.1	12.7	87.3	20.6	2.8
82-0	All			1.60	0	100	48.64	7.1
138-2	100	4.9e-02	22.2	1.3	96.5	3.5	1.1	1.1
	1000	3.0e-02	15.7	2.5	62.7	37.3	33.9	2.4
	10000	4.1e-03	3.0	3.3	16.8	83.2	26.1	2.6
	20000	9.1e-04	0.7	3.2	26.9	73.1	19.4	2.3
	40000	2.7e-04	0.4	3.3	26.6	73.4	18.0	2.2
138-3	100	5.3e-02	27.1	2.2	72.2	27.8	57.1	3.2
	1000	1.9e-02	12.8	3.3	20.8	79.2	62.7	3.3
	10000	5.1e-03	6.6	2.7	1.8	98.2	42.1	4.0
	20000	2.8e-03	5.4	2.9	6.3	93.7	26.6	3.2
	40000	1.2e-03	1.7	2.8	2.3	97.8	18.6	3.3
	60000	1.0e-03	1.4	2.7	1.1	99.0	19.3	3.4
138-0	All			1.4	0	100	19.7	7.0
145-2	100	4.9e-02	22.8	1.4	93.4	6.7	8.0	1.4
	1000	5.0e-03	3.5	3.4	10.5	89.5	10.6	2.1
	10000	2.4e-04	0.5	3.2	3.1	96.9	4.7	2.2
	20000	7.8e-05	0.4	3.2	3.5	96.5	4.7	2.2
	24689	9.3e-06	0.1	3.1	2.7	97.3	5.9	2.3
145-3	100	2.5e-02	16.6	2.6	49.2	50.8	53.7	2.9
	1000	1.9e-03	3.2	2.7	0	100	9.9	2.9
	10000	2.0e-04	0.6	2.5	0	100	10.5	3.0
	20000	4.3e-05	0.2	2.6	0	100	7.3	2.8
	27614	9.6e-06	0.1	2.7	0	100	6.4	2.8
145-0	All			1.4	0	100	44.9	7.1

1) NNの学習が少なく故障確率の推定誤差が大きくても、高い確率で故障の推定・修復が行なえる。たとえば $nErr=3$ の場合、故障確率の推定誤差 $\bar{E}$ が1%程度と大きな値であっても、故障箇所の修復($Det.$)が80%を超える確度で行なえる。

2) 教師信号算出に用いる故障回路は全故障回路のほんの1部、たとえば138-3では全回路数($nLogic$)16384に対して496と約3%であるにもかかわらず、全故障回路について80%を超える確度で故障箇所が修復できた。

3) 故障箇所を推定にすべての故障回路を用いる方法と比べて NN を用いる本方法は、故障していない箇所を故障と判別する推定誤り率 E_{dt} が非常に小さい。(たとえば 64-3 の場合, 81.1%に対して 25~28%程度)

4) 故障の推定個数 n_{Fp} は、すべての故障回路を用いる方法では 7~9 個であるのに対して、NN を用いる本方法では、2~3 個と現実的な値である。

2) は本方法の特徴であり、故障数が 4 以上の故障回路から得られる M 相関には、教師信号に用いた故障数 1,2,3 の回路のうち、上記故障を含む回路から得られる M 相関のいずれか、またはいくつかの特徴が反映されており、NN を用いることで対応する故障が推定されたものと思われる。

論理回路の試作や、工学実験などの学生が IC 等を組み合わせで作製した組み合わせ回路などでは多種多様な故障が発生する。これらの故障品は不具合の様子を見て故障箇所を推定し修正後、動作確認と不具合箇所の検証とを、正常に動作するまで繰り返すことで故障の修復を行なっている。本故障診断法は上述のように修正、検証を繰り返して故障修復を行なう場合の故障箇所特定に、まさに適した方法であると考えられる。なお本方法はニューラルネットワークの教師信号生成に用いる故障回路数を激減できるため、故障候補数が増えても故障箇所の推定が可能であり、実現上きわめて有用である。

4. ま と め

本論文では、一部の故障回路から算出した M 相関と故障候補の故障発生確率との対応をニューラルネットワーク (NN) に学習させ、この NN を用いることで任意の故障回路について故障箇所を推定する方法を提案した。また論理回路の故障を、本故障診断法を用いて推定した故障箇所に実際の故障が含まれなくなるまで、故障の推定と修復とを繰り返して行なう故障修復法についてシミュレーションを行なった。その結果、以下のことがわかった。

- 1) NN の学習が少なく故障確率の推定誤差 $\bar{E}$ が大きくても高い確率で故障の推定・修復 $Det.$ が行なえる (たとえば $\bar{E} = 1\%$ 程度で $det. = 80\%$ 以上)
- 2) 教師信号算出に用いる故障回路は全故障回路のほんの 1 部 (たとえば約 3%) であるにもかかわらず、全故障回路について 80% を超える確度で故障箇所が修復できる。
- 3) NN を用いる本方法は、すべての故障回路を用いる方法と比べて、故障していない箇所を故障と判別する推定誤り率が低く、しかも故障の推定数が数個と、現実的な値である。

本方法はニューラルネットワークの教師信号生成に用いる故障回路数を激減できるため、故障候補数が増えても、すなわち大規模な組み合わせ回路についても、故障箇所の推定が可能であり、実現上きわめて有用である。また、本方法は論理回路の試作や、工学実験など学生が IC 等を組み合わせで作製した組み合わせ回路等の多種多様な故障に対して、故障の推定・修正を繰り返して行なう故障修復に、まさに適した

方法であると考えられる。

参 考 文 献

- 1) S.S. Yau and Y-S. Tang: An Efficient Algorithm for Generating Complete Test Sets for Combinational Logic Circuits, IEEE Trans. on Computers, C-20, 1245/1251 (1971)
- 2) 玉本英夫: 論理回路の故障診断, 日刊工業新聞社 (1983)
- 3) 樹下, 藤原: デジタル回路の故障診断 (上), 工学図書 (1983)
- 4) P. Agrawal and V.D. Agrawal: Probabilistic Analysis of Random Test Generation Method for Irredundant Combinational Logic Networks, IEEE Trans. on Computers, C-24-7, 691/694 (1975)
- 5) R. David and A. Fuentes: Fault Diagnosis of RAM's from Random Testing Experiments, IEEE Trans. on Computers, 39-2, 220/229 (1990)
- 6) 宮田, 柏木: M 系列相関を用いた論理回路の等価入力グループ化, 計測自動制御学会論文集, 31-9, 1310/1317 (1995)
- 7) C. Miyata and H. Kashiwagi: Fault Detection of Logic Circuit by use of M-Sequence Correlation Method. Proc.'93KACC held in Seoul, Korea, 24/29 (1993)
- 8) C. Miyata and H. Kashiwagi: Grouping of Inputs of Logical Circuit by use of M-Sequence Correlation Method. Proc. ICAUTO-95 held in Indore, India, 221/224 (1995)
- 9) 宮田, 柏木: M 系列相関を用いる論理回路の等価入力グループ化の誤り率, 計測自動制御学会論文集, 32-5, 620/627 (1996)
- 10) C. Miyata and H. Kashiwagi: Input grouping of logical circuit by use of M-sequence correlation. Proc. '95KACC held in Seoul, Korea, 146/149 (1995)
- 11) 柏木, 高橋: M 系列相関を用いる論理回路の故障診断, 計測自動制御学会論文集, 23-9, 993/997 (1987)
- 12) 柏木 潤: M 系列再発見, 計測と制御, 22-2 42/50 (1981)
- 13) H.Kashiwagi: M-sequence and applications, System & Control Encyclopedia, Pergamon press, 2951/2956 (1983)
- 14) 柏木 潤: M 系列とその応用, 昭晃堂 (1996)
- 15) 宮田, 柏木: 等価入力グループ化を用いた論理回路の故障確率の推定, 計測自動制御学会論文集, 34-2, 72/77 (1998)
- 16) 宮田千加良: ニューラルネットワークを用いる論理回路の故障診断, 第 18 回 SICE 九州支部学術講演会予講集, 317, 251/252 (1999)

[著 者 紹 介]

宮 田 千加良 (正会員)

1981 年九州大学大学院修士課程修了, 同年セイコー電子工業 (株) 入社, 90 年鹿児島工業高等専門学校機械工学科講師, 同校電子制御工学科講師, 同助教授を経て, 2002 年同教授, 現在に至る。この間, 96 年熊本大学大学院自然科学研究科博士課程を修了。M 系列を用いた信号処理に関する研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会会員。