HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	ゆらぎを利用する非線形アナログ電子回路とディジタル信号処理システムに関する研究
Author(s)	石村, 憲意
Citation	北海道大学. 博士(情報科学) 甲第12185号
Issue Date	2016-03-24
DOI	10.14943/doctoral.k12185
Doc URL	http://hdl.handle.net/2115/61689
Type	theses (doctoral)
File Information	Kazuyoshi_Ishimura.pdf

Instructions for use

Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

博士論文

ゆらぎを利用する非線形アナログ電子回路とディジタル信号処理システムに関する研究

2016年

石村 憲意

北海道大学大学院 情報科学研究科

ゆらぎを利用する非線形アナログ電子回路と ディジタル信号処理システムに関する研究

論文要旨

本研究は、生物がゆらぎを利用して情報処理を行う仕組みを取り入れた電子回路システムを提案し、それによって生物科学の一端と半導体集積回路技術とを結びつける新しい機能集積回路の可能性を示したものである。

現代の半導体技術の発展は、プロセス技術や回路技術の進歩による、ゆらぎ (素子バラツキや雑音 (量子雑音やクロストークノイズ、電磁波など)) の要素を極力排除する方針の下に実現してきた。しかし、物理的限界を目前とした現在、ゆらぎを排除して情報処理プロセッサを設計するアプローチを継続することは困難になりつつあり、それを打破するプロセスや回路技術の革新、あるいは新規情報処理基盤、アーキテクチャ、デバイスの創出などの新しいアプローチを開拓する事が不可欠である。一方、生物はゆらぎを排除せず、むしろ積極的に利用して情報処理を行うことが知られている。そこで本研究では、生物に倣った、ゆらぎを利用する新規情報処理システムの創出に向けた学術的基礎の構築を目的とした。本研究で得られた主要な成果は以下のとおりである。

(1) ゆらぎを利用する情報ハイディングシステム

ディジタルハードウェアへの実装に向け、ゆらぎ画像と反応拡散セルオートマトン (RD CA) モデルを用いたステガノグラフィ応用を示す。ステガノグラフィ (電子透かし) 技術は画像のようなデータに、他のデータ (メッセージ等) を埋め込む情報秘匿技術の一つである。近年、prey-predator モデルを利用した模様生成処理による秘匿通信アルゴリズムが提案されている。しかしながらこのモデルは非線形性が強くハードウェア実装が困難である。そこで、より単純な模様生成ダイナミクスである RD CA モデルを利用し、メッセージの埋込と読出しシミュレーションを行った。このシミュレーション結果から、RD CA モデルを用いたステガノグラフィのハードウェア実装を可能にすることを示した。さらに、RD CA モデルを用いた、「ゆらぎを利用する画像処理システム」の基本アーキテクチャを提唱し、そのシミュレーションによる解析と FPGA 実機による基本動作の評価を示した。

(2) 内部ゆらぎを利用した二重井戸系回路の確率共鳴

脳のある領野で発生した脳波が別の領野において、ゆらぎとして情報処理に利用されているという生理学的見地に基づき、内部ゆらぎによる「確率共鳴」現象に着目した。この現象は、二重井戸型ポテンシャル等の系に閾値下の微弱な入力信号に、雑音が重畳することによって、信号の値が閾値を超え、確率的な系の動作を可能にする。

しかしながら、脳の複雑なネットワーク構造における動作解析は困難であるため、より単純かつ自らゆらぎを発生する単体の系としてカオス力学系に着目した。そこで、内部状態に対応する複数のストレンジアトラクターを持ち、信号入力でアトラクター間の遷移が生じる系として Chua 回路を用いた。この回路に閾値下の信号として正弦波電圧を与え、内部ゆらぎを利用する「確率共鳴」の観測を行ったところ、ある入力周波数範囲では二つのアトラクター間でカオス的な遷移が起こり、他の範囲では状態が、一方のアトラクターにトラップされることを確認した。これらの動作が、カオス的なゆらぎが状態遷移に寄与していることを示している。

さらに、内部ゆらぎによる「確率共鳴」の度合いと系内部に発生するゆらぎの強さの関係を調べる為に入出力相関値や SNR を算出し、従来の外部雑音を利用する確率共鳴に類似した特性が得られた。また、この Chua 回路の並列フィードフォワードネットワークを構築し、共通の閾値下の入力を加えて同様のシミュレーションを行い、適度なゆらぎ強度の元で入出力相関値や SNR が向上する事を確認した。

(3) 内部ゆらぎを利用して動作する非線形振動子による相互結合ネットワーク

上記 (2) では、内部ゆらぎによる「確率共鳴」の原理を、単体の系が生成するゆらぎを利用して示した。より脳に近い内部ゆらぎ利用の情報処理機構を解析するために、相互結合する非線形振動子のネットワークの出力をゆらぎとして利用する。そこで、非線形振動子が単一方向に環状結合したネットワークを構築した。

素子間で伝播する信号が衝突しないように信号伝播の流れを一方向にし、さらに、ネットワーク構造を環状にすることで、ネットワーク内部で常に伝播する信号を内部ゆらぎとして利用出来る。このネットワークに共通の閾値下の信号を入力し、出力信号はネットワーク全体の応答の加算平均から求める。

シミュレーション結果から、入出力相関値と内部ゆらぎ強度の特性から典型的な確率共鳴曲線が得られ、内部雑音を利用することで、外部雑音を利用する従来の「確率共鳴」と同等な現象が起きることを示した。

目 次

第 1 章　序論 **9**

1.1　研究の主旨 9

1.2　研究の背景 10

1.2.1　半導体集積技術の進歩と問題点 10

1.2.2　ばらつき、雑音問題の解決策の一つであるゆらぎ利用情報処理 . 11

1.3　研究目的と論文構成 13

参考文献 16

第 2 章　ゆらぎを利用したディジタル信号処理システム **19**

2.1　緒言 19

2.2　クリプトグラフィとステガノグラフィ 20

2.3　反応拡散セルオートマトン (RD CA) モデル 22

2.3.1　RD CA モデルのダイナミクス 22

2.3.2　一次元反応拡散 22

2.3.3　二次元反応拡散 25

2.4　反応拡散ステガノグラフィ 26

2.4.1　一次元反応拡散ステガノグラフィ 26

2.4.2　二次元反応拡散ステガノグラフィ 27

2.5　シミュレーション結果 29

2.5.1　RD ステガノグラフィシミュレーション 29

2.5.2　反応拡散ステガノグラフィの改良 30

2.5.3　生成可能な縞模様の総数 31

2.5.4　QR コードメッセージの読み取り 32

2.6　RD ステガノグラフィのハードウェア 35

2.6.1　一次元 RD プロセッサのアーキテクチャ 35

2.6.2　二次元 RD プロセッサのアーキテクチャ 38

2.7　実装結果 41

2.7.1 一次元 RD プロセッサの実装結果 41
2.7.2 二次元 RD プロセッサの実装結果 42
2.7.3 C シミュレーションと FPGA プロセッサの生成模様の比較 . . . 45
2.8 結言 47
参考文献 48

第 3 章 Chua 発振器におけるカオス共鳴 51
3.1 緒言 51
3.2 確率共鳴とカオス共鳴のメカニズム 52
3.2.1 二重井戸型ポテンシャル系における確率共鳴 52
3.3 Chua 回路におけるカオス共鳴 53
3.3.1 Chua 回路 54
3.3.2 強制 Chua 回路を利用したカオス共鳴のシミュレーション方法 . 57
3.4 シミュレーション結果 58
3.4.1 強制 Chua 回路単体の状態のトラップと遷移 58
3.5 強制 Chua 回路におけるカオス共鳴の評価 62
3.5.1 強制 Chua 回路単体におけるカオス共鳴の評価 62
3.5.2 強制 Chua 発振器集団によるカオス共鳴とその評価 64
3.6 強制 Chua 回路のアナログ回路実装 66
3.7 結言 71
参考文献 73

第 4 章 環状ネットワーク内部のゆらぎを利用する確率共鳴 77
4.1 緒言 77
4.2 環状結合ネットワークの構築とその応答 78
4.3 内部雑音による自己確率共鳴のシミュレーション 80
4.4 提案ネットワークの周波数特性の解析 86
4.5 結言 93
参考文献 94

第 5 章 総括 97

謝辞 101

本研究に関する発表論文 **102**

図 目 次

1.1 トランジスタのスケーリング 10
1.2 ゆらぎ利用の情報処理システムの先行研究 12
1.3 本論文で提案するゆらぎ利用情報処理システム 14

2.1 共通鍵暗号化方式による通信 21
2.2 ステガノグラフィによる通信方法 21
2.3 一次元 RD モデルにおける波生成プロセス: (a) 初期状態 (ステップ関数状), (b) Δt_0 拡散後の状態、(c) $\Delta t_1 - \Delta t_0$ 拡散後の状態、(d) 抑制因子 (c) から活性因子 (b) を減算した状態、(e) 差分結果、(d) をシグモイド関数で増幅した状態 23
2.4 一次元 RD モデルにおける波生成プロセスを 10 回繰り返した時の様子 24
2.5 初期ゆらぎパターンから二次元平面上で RDCA モデルを用いた縞模様 (a) と斑点模様 (b) の生成過程 25
2.6 RD CA モデルによるステガノグラフィ (一次元モデル (縦軸は正規化したセルが持つ状態値)): (a) 初期ゆらぎ、(b) 43 から 47 番目のセルの値を 10% 減算することで埋め込んだ状態、(c) (a) と (b) の差分結果、(d) (a) から安定状態まで更新した結果、(e) 埋込のある (b) から安定状態まで更新した結果、(f) 安定状態の (d) と (e) の差分結果 (抽出) 26
2.7 ゆらぎ画像から縞模様を生成するパラメータを用いた模様生成処理 (埋め込んだ文字は “T” 字形のドットの集合)：(a) 初期状態、(b) 更新 6 回目の模様 (埋込みあり)、(c) ゆらぎ画像、(d) 更新 6 回目の模様 (埋込みなし)、(e) (b) と (d) の差分から抽出された結果。 27
2.8 ゆらぎ画像から縞模様を生成するパラメータを用いた模様生成処理 (自然画像 (ペッパー) の埋込)：(a) 初期状態、(b) 更新 6 回目の模様 (埋込みあり)、(c) ゆらぎ画像、(d) 更新 6 回目の模様 (埋込みなし)、(e) (b) と (d) の差分から抽出された結果。 28
2.9 反応拡散ステガノグラフィによる通信方法 29

2.10 反応拡散後に自然画像に埋め込むステガノグラフィ 30
2.11 制約をつけた状態で生成されるパターン数の概算 32
2.12 受信者側で取り出したQRコードの差異：(a) 元のQRコード、(b) 抽出後のQRコード、(c) (a) と (b) のQRコードの差分 34
2.13 QRコード読み取りのための後処理：(a) 取り出したQRコード、(b) コントラストの強調、(c) 二値化処理、(d) 位置検出マーカー (右上、左上、左下隅の正方形部分) の塗りつぶし。 34
2.14 一次元RDプロセッサのアーキテクチャ 35
2.15 一次元ぼかしフィルタカーネル: (a) 最近傍カーネル (b) 第二近傍カーネル (c) 第四近傍カーネル 36
2.16 一次元RDプロセッサのぼかしフィルタアーキテクチャ 36
2.17 一次元RDプロセッサのタイミングチャート 37
2.18 二次元ぼかしフィルタカーネル: (a) 最近傍カーネル、(b) x 軸方向のぼかしカーネル、(c) y 軸方向のぼかしカーネル。 38
2.19 二次元RDプロセッサのアーキテクチャ 38
2.20 第一ステージの模様生成プロセス: x、y 軸方向並列の読込、ぼかしフィルタ処理、一時メモリへの書込み 39
2.21 第二ステージの模様生成プロセス: x と y の一時メモリの加算、LUTによる増幅、メインメモリへの書込み 39
2.22 二次元RDプロセッサのタイミングチャート 40
2.23 一次元RDプロセッサのFPGA実装結果 42
2.24 二次元RDプロセッサのFPGA実装結果: (a) 初期状態 (インパルス入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 更新二回目の三次元表示 43
2.25 二次元反応拡散プロセッサのFPGA実装結果: (a) 初期状態 (ステップ入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 安定状態 44
2.26 二次元反応拡散プロセッサのFPGA実装結果: (a) 初期状態 (三角入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 更新三回目 (e) 安定状態 44
2.27 二次元反応拡散プロセッサのFPGA実装結果: (a) 初期状態 (ゆらぎ入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 更新三回目 (e) 安定状態 44

2.28 反応拡散の出力の比較。第一カラムは入力画像、第二カラムはシミュレーションによる反応拡散後の画像、第三カラムはFPGA実装した反応拡散プロセッサによる出力画像、第四カラムは、二つの出力画像間の二乗誤差(MSE)。 45
2.29 反応拡散の出力の比較。x 軸は反応拡散プロセスの更新回数，y 軸はシミュレーション結果(a)–(e)と実装結果(f)–(j)の二乗誤差(MSE)を表す。 46

3.1 二重井戸型ポテンシャル系における確率共鳴 53
3.2 Chua回路 54
3.3 負性抵抗の特性 55
3.4 Chua回路の動作(負領域へのトラップ):$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$c_3 = 33$ 55
3.5 Chua回路の動作(正領域へのトラップ):$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$,$c_3 = 33$ 55
3.6 Chua回路の動作(ダブルスクロール・アトラクタ):$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$c_3 = 28$ 56
3.7 Chua回路の c_3 をパラメータとした分岐図:$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$ 56
3.8 (a) : Chua回路 (CU) (b) : Chua回路 (CU) によるネットワーク 58
3.9 強制Chua回路のシミュレーション結果: 位相平面(a、b、c)、x と入力信号の時系列波形(d、e、f)、相関値(g、h、i)、とPSD(j、k、l) ($f = 0.01$ Hz (a、b、d、e、g、h、j、k)、$f = 0.15$ Hz (c、f、i、l)、($c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$c_3 = 33$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$A = 2.7$)) 60
3.10 Chua回路の分岐図 61
3.11 Chua回路の入出力相関値対入力周波数特性 61
3.12 Chua回路単体における入出力相関値 対 信号パワー特性 63
3.13 Chua回路単体における入力信号強度依存性 63
3.14 Chua回路単体におけるSNR 対 信号パワー特性 64
3.15 Chua回路ネットワークにおける入出力相関値対出力信号パワー特性($N =$ 1、2、10) 65
3.16 Chua回路ネットワークにおけるSNR対出力信号パワー特性($N = 1$、2、10) 65
3.17 Chua回路の回路実装 66

3.18 負性抵抗の特性 67
3.19 Chua 回路の位相平面 (負領域でのトラップ):$f = 40$ Hz 67
3.20 Chua 回路の時系列波形 (負領域でのトラップ):$f = 40$ Hz 68
3.21 Chua 回路の位相平面 (正領域でのトラップ):$f = 40$ Hz 68
3.22 Chua 回路の時系列波形 (正領域でのトラップ):$f = 40$ Hz 69
3.23 Chua 回路の位相平面 (ダブルスクロール):$f = 140$ Hz 69
3.24 Chua 回路の時系列波形 (ダブルスクロール):$f = 140$ Hz 70

4.1 並列フィードフォワードネットワークの確率共鳴 77
4.2 提案する環状結合ネットワーク 79
4.3 パスカルの三角形を基にした結合強度 80
4.4 入力信号 (赤)、0 番目のニューロンの内部状態 (緑)、ネットワーク全体の加算平均出力 (青) の時系列波形。 81
4.5 伝播するスパイク波の生成 82
4.6 83
4.7 (a)-(i) 時計回りにスパイク波が伝播する提案ネットワークの動作 (赤:スパイク生成、青:定常状態) 84
4.8 提案ネットワークの諸特性 85
4.9 $D = 0.08$ のときの入出力相関値対ネットワーク内部の結合数 86
4.10 提案ネットワークの周波数応答 87
4.11 周波数レンジ FR1 におけるネットワークの時間領域動作 88
4.12 周波数レンジ FR2 におけるネットワークの時間領域動作 88
4.13 周波数レンジ FR3 におけるネットワークの時間領域動作 89
4.14 周波数レンジ FR4 におけるネットワークの時間領域動作 90
4.15 時定数 ϵ を変化させた入出力相関値対入力周波数特性 91
4.16 入力信号周波数を 5,000 (s) おきに 0.001 Hz と 0.003 Hz に変化させた時の入力 (赤)、0 番目のニューロンの出力 (緑)、ネットワーク全体の出力 (青) の時系列波形。 91
4.17 入力信号の位相を 6,000 (s) と 8,000 (s)、14,000 (s) と 16,000 (s) に π ずらした時の入力 (赤)、0 番目のニューロンの出力 (緑)、ネットワーク全体の出力 (青) の時系列波形。 92

表 目 次

1.1 スケーリング則 11

2.1 一次元 RD プロセッサの仕様 41
2.2 二次元 RD プロセッサの仕様 42

第1章　序論

1.1　研究の主旨

本研究は、生体が行う情報処理の中で、ゆらぎを利用した情報処理機能の工学応用(アナログ電子回路化、ディジタル電子回路化および、回路化に向けたシミュレーション) に関するものである。生体は外部の熱雑音や脳内の他の領野の活動から発生するゆらぎを利用することで、情報処理を可能にしていることが知られている。ゆらぎを利用する情報処理機構の開拓は、雑音や素子ばらつきの影響を取り除くことが困難になってきている現在の半導体技術における新たなアプローチの一つと考えられる。

さらに、ゆらぎを利用する人間の脳は、認識や思考などの複雑な情報処理をわずか数 W から数十 W 程度の消費電力で行っていることが知られている。消費電力が数十万 KW である現在のスーパーコンピュータを以てしても困難なこれらの情報処理を、極低消費電力で可能にしていることからも、ゆらぎのエネルギーを利用する情報処理機構の開拓は極めて重要である。

ゆらぎを利用する現象の工学応用に関する先行研究では、外部雑音源を利用するものがほとんどであった。そこで本研究では、生物が利用しているもう一つの雑音源である内部ゆらぎに着目し、システムが内部で生成するゆらぎや、システムを構成する素子の動作をゆらぎとして利用することを考えた。これにより、雑音はシステム内部で生成されるため、外部雑音源とその変動を考慮する必要がなく、その分の面積や消費電力を抑えながら、安定してゆらぎを回路に供給し、動作させることが可能になると考えられる。

以上の観点から、ゆらぎを利用した情報ハイディングシステム、特に内部のゆらぎを利用した要素回路とネットワークを構築し、それらの動作原理と特性評価を示し、生物に倣った、ゆらぎを利用する新規情報処理システムの創出に向けた学術的基礎を構築することを目的とした。

1.2　研究の背景

1.2.1　半導体集積技術の進歩と問題点

現代の半導体産業は、G. Moore によるムーアの法則 (一つの集積回路上に搭載できるトランジスタ数が 24ヶ月で 2 倍になるという将来予測) [1] を半導体素子の微細化の指標として、長足の進歩を遂げてきた。このめざましい進展に、R. H. Denhard により提案されたスケーリング則 [2] が重要な役割を果たしてきた。図 1.1 と表 1.1 に示すように、スケーリング則は、トランジスタのサイズ (チャネル長 L、チャネル幅 W、酸化膜厚 t_{ox}) と電源電圧を $1/k$ 倍に縮小し、不純物ドーピングの密度を k 倍にするとき、配線遅延が $1/k$ 倍になり、動作周波数を上げることが可能になり、消費電力が $1/k^2$ 倍になり、低消費電力化を実現できる。このことから、半導体素子を微細化することが集積回路の性能向上に直接つながることがわかる。さらに微細化によって、トランジスタの集積密度が k^2 になることから、集積回路に搭載できるトランジスタ数を大きく増やすことが可能になる。これにより、一つの集積回路内に積載できるトランジスタ数が増え、CPU の機能を一つのチップに集積したマイクロプロセッサの実装が可能になった。

しかしながら、トランジスタサイズがナノスケールまで縮小した現代では、トランジスタに対する雑音 (量子化雑音、電磁波など) の影響が大きくなり、回路動作の安定化が困難になってきている [4–6]。また、製造されるトランジスタの物理的サイズのばらつきから、トランジスタの動作の閾値電圧やドレイン電流などの特性にばらつきが生じてしまい、個々のトランジスタとしては動作するものの、システムレベルでは正しく動かないことも問題となってきている [7–10]。

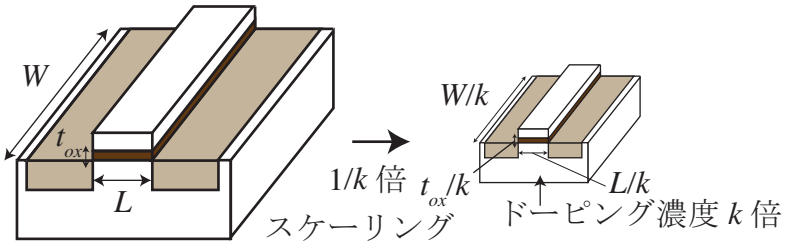

図 1.1　トランジスタのスケーリング

表 1.1 スケーリング則

素子または回路パラメータ	スケーリング係数
素子のサイズ (L, W, t_{ox})	$1/k$
ドーピング密度	k
電源電圧	$1/k$
電流	$1/k$
容量	$1/k$
遅延時間	$1/k$
消費電力	$1/k^2$
電力密度	1

1.2.2 ばらつき、雑音問題の解決策の一つであるゆらぎ利用情報処理

半導体技術の進歩は、素子バラツキや環境雑音を排除する方針の下で遂げてきた。しかし、ナノスケールのトランジスタに対する雑音の影響を取り除くことが困難になってきている。一方で、生体は、雑音を取り除くのではなく、むしろエネルギーとして積極的に利用することで情報処理を行っていることが知られている [11–15]。

また、人間の脳は認識、思考、判断など、従来のノイマン型コンピュータが不得手とする複雑な情報処理をわずか数 W から十数 W 程度のエネルギー消費で実現する事が可能である。人間の脳より単純かつ小さいハエの脳の動作でさえノイマン型スーパーコンピュータ上でシミュレートすると、数十 MW にものぼるエネルギーが必要になることから、生体の情報処理は極めてエネルギー効率が高いことがわかる [16]。このような、生物のしくみに倣った回路設計が可能であれば，低消費電力かつ雑音やばらつき問題に対するアプローチの一つとして考えられる。

ゆらぎを利用した応用研究として、雑音誘起位相同期、音声信号分離、微弱信号検知など多岐にわたり、新規情報処理システムの開拓が盛んに行われている (図 1.2)。これら、ゆらぎを利用する現象の先行研究では、システム外部からの雑音を利用するものであった。そこで本研究では、内部ゆらぎに着目し、システムが生成するゆらぎや、システムを構成する素子の動作をゆらぎとして利用する新規情報処理機構の開拓を目的とした。

まず、ゆらぎと模様生成処理を利用することで統計分析に耐性を持たせたステガノグラフィを元に、よりシンプルなダイナミクスを有する模様生成処理機構を用いたシミュレーションと FPGA 実装を行った。ステガノグラフィは画像のようなデータに対

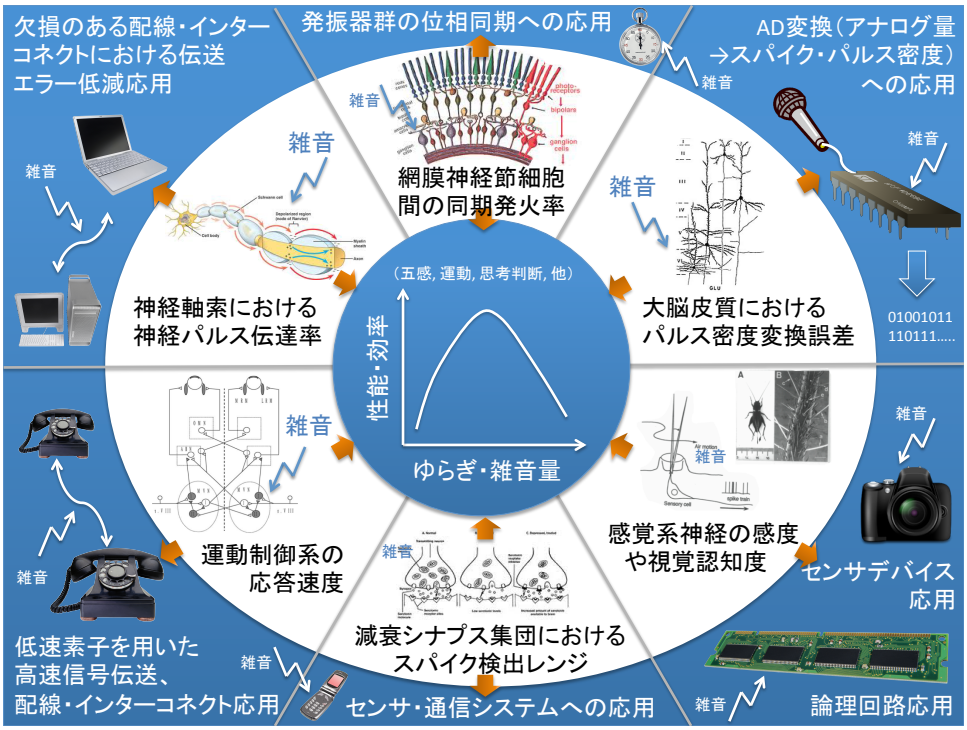

図 1.2 ゆらぎ利用の情報処理システムの先行研究

し、他のデータ (メッセージ等) を埋め込む情報隠匿技術の一つである。しかし、第三者により傍受された画像に対し、統計分析による埋め込みメッセージの検出などが行われる可能性がある。それに対し、prey-predator モデルによる模様生成処理を用い、統計分析に耐性を持たせた秘匿通信アルゴリズムが提案されている [17]。しかしながらこのモデルは非線形性が強くハードウェア実装が困難である。そこで、より単純なダイナミクスで縞や斑点模様を生成するモデルを利用し、メッセージの埋込みと抽出シミュレーションを行った。この結果から、ゆらぎを利用する反応拡散セルオートマトンモデルがステガノグラフィのハードウェア実装に適することを示す。さらに、「ゆらぎ利用画像処理システム」を実現する基本アーキテクチャを提案し、FPGA 実装結果を示す。

次に、脳のある領野で発生した脳波が、雑音源として別の領野において情報処理に利用されているという生理学的知見に基づいて、内部ゆらぎを利用する「確率共鳴」現象 [18–20] に着目した。「確率共鳴」現象は、ある系 (二重井戸型のような閾値が存在する系) に対し、本来は状態を切り替えられないような閾値下の入力に適度な雑音が重畳することで、確率的に閾値を超えて系が動作可能になる現象である。しかしながら、

脳は複雑なシステムであり、直接利用したゆらぎ利用情報処理の解析はまだ困難である。そこで、脳よりも単純、かつ自らがゆらぎを発生する単体の系から、内部雑音が利用可能であることを示す。次に、ここで提案した基本回路の並列フィードフォワードネットワークを構築し、シミュレーションを行った。動作解析結果から、並列する素子数を増やしていくと、内部ゆらぎ強度対 SNR、入出力相関値の特性が向上することを示す。

最後に、脳の内部雑音を利用した情報処理構造に近づけるため、単体の系が生成するゆらぎ機構から規模を拡張し、相互結合するネットワーク内部で生成されるゆらぎを利用する「確率共鳴」システムを構築した。この提案ネットワークに閾値下の信号を入力し、内部で生じるゆらぎと重畳して動作する「確率共鳴」現象の解析を行った。解析結果から、内部ゆらぎがシステムの動作に利用可能であり、外部雑音を利用する従来の「確率共鳴」と同等な現象が起きることを明らかにした。

1.3 研究目的と論文構成

本研究の目的は、現在得られているゆらぎを利用した生体情報処理の生理学的知見をもとにした「構成的手法」により、以下の基本回路およびネットワークを提案し、ゆらぎを利用する新規情報処理システムの創出に向けた学術的基礎を構築することである。

1. 外部ゆらぎと生体の体表模様生成機構により秘匿通信を行う情報ハイディングシステム

2. 内部ゆらぎを利用する非線形アナログ回路および並列フィードフォワードネットワーク

3. 素子の出力信号を内部ゆらぎの一部として取り込むことにより閾値下の信号で動作する環状ネットワーク

これらの基本回路とネットワークの構造およびゆらぎの利用方法を図 1.3 にまとめる。

第 2 章では、ゆらぎ画像と反応拡散セルオートマトン (RD CA) モデルを用いたステガノグラフィシステムを提案する。近年、prey-predator モデルを利用した模様生成処理によって、統計分析の耐性を持たせたステガノグラフィが提案されている。先行研究のモデルのダイナミクスが複雑であり、ハードウェア実装が困難であるため、より単純なダイナミクスを持つ RD CA モデルを利用したステガノグラフィを提案し、シミュレーションを行った。さらに、RD CA モデルを用いた、「ゆらぎを利用する画像

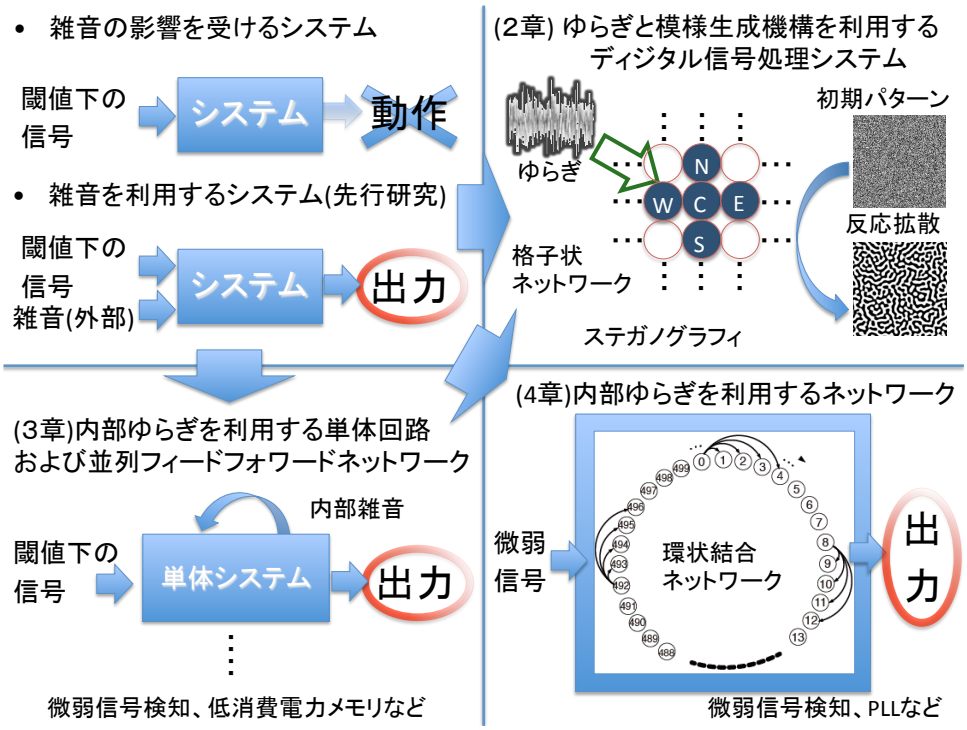

図 1.3 本論文で提案するゆらぎ利用情報処理システム

処理システム」の基本アーキテクチャを提案し、FPGA 実機による基本動作の評価を示した。

第 3 章では、脳のある領野で発生した脳波が別の領野において、ゆらぎとして情報処理に利用されているという生理学的見地に基づき、システム自らが生成する雑音を利用する基本回路を提案する。このようなゆらぎを利用する現象として、「確率共鳴」現象が知られている。例えば、二重井戸系のような閾値が存在する系に対し、本来は状態を切り替えられないような閾値下の入力に適度な雑音が重畳することで、確率的に閾値を超えて系が動作可能になる現象である。内部ゆらぎを生成する基本回路単体および並列フィードフォワードネットワークに、共通の閾値下の信号を入力し、シミュレーションを行なった。これらの動作を解析することにより、システム自らが生成するゆらぎを利用して、従来型の「確率共鳴」と同等の現象が生じることを示す。

第 4 章では、前章で説明した基本回路から、内部ゆらぎ生成機構の規模を拡張し、相互結合するネットワーク内部で生成されるゆらぎを利用する「確率共鳴」システムを提案し、より脳の内部ゆらぎを利用する情報処理構造に近づけた。まず、ニューラルネットワークを構成する各閾素子の出力信号を内部ゆらぎとして利用するための、提

案ネットワークの構築方法について説明する。そして、共通の微弱信号を入力し、加算平均出力との入出力相関と、一つの素子が他の素子からの出力を受ける数 (ゆらぎ量に相当) の関係を解析した。以上の動作解析から、ネットワーク内部の他の素子からの出力をゆらぎとして利用し、「確率共鳴」現象が生じることを示した。

第 5 章ではこれらの結果を総括する。

参考文献

[1] G. Moore, “Progress in Digital Integrated Electronics,” *IEEE, IEDM Tech Digest*, pp.11-13, 1975.

[2] R.H. Dennard, F. H. Gaensslen, Hw A-Nien Yu, V. L. Rideout, E. Bassous, and A. R, LeBlanc, “Design of Ion-Implanted MOSFET ’s with Very Small Physical Dimensions,” *IEEE Journal of Solid-State Circuits,* Vol. SC-9, No. 5, pp. 256- 268, 1974.

[3] J. L. Hennessy, and D. A. Patterson, “Computer architecture: a quantitative approach,” *Elsevier,* 2011.

[4] K. Nishiguchi, C. Koechlin, Y. Ono, A. Fujiwara, H. Inokawa, and H. Yamaguchi, “Single-electron-resolution electrometer based on field-effect transistor,” *Japanese Journal of Applied Physics,* vol. 47, no. 11R, 2008.

[5] K. Nishiguchi, Y. Ono, and A. Fujiwara, “Single-electron thermal noise,” *Nanotechnology,* vol. 25, no. 27, 2014.

[6] K. Chida, K. Nishiguchi, G. Yamahata, H. Tanaka, and A. Fujiwara, “Thermal-noise suppression in nano-scale Si field-effect transistors by feedback control based on single-electron detection,” *Applied Physics Letters,* vol. 107, no. 7, 2015.

[7] Y. Yasuda, M. Takamiya, and T. Hiramoto, “Separation of effects of statistical impurity number fluctuations and position distribution on Vth fluctuations in scaled MOSFETs,” *Electron Devices, IEEE Transaction on,* vol. 47, no. 10, pp.1838-1842, 2000.

[8] M. Kanno, A. Shibuya, M. Matsumura, K. Tamura, H. Tsuno, S. Mori, Y. Fukuzaki, T. Gocho, H. Ansai, and N. Nagashima, “Empirical characteristics and

extraction of overall variations for 65-nm MOSFETs and beyond," *VLSI Technology, 2007 IEEE Symposium on.* , 2007.

[9] K. Takeuchi, T. Fukai, T. Tsunomura, A. T. Putra, A. Nishida, S. Kamohara, and T. Hiramoto, "Understanding random threshold voltage fluctuation by comparing multiple fabs and technologies," *2007 IEEE International Electron Devices Meeting,* 2007.

[10] Tsunomura, Takaaki, Akio Nishida, and Toshiro Hiramoto. "Analysis of NMOS and PMOS Difference in Variation With Large-Scale DMA-TEG." Electron Devices, IEEE Transactions on 56.9 (2009): 2073-2080.

[11] T. Shimozawa, "The aerodynamics and sensory physiology of range fractionation in the cercal filiform sensilla of the cricket Gryllus bimaculatus," *J. Comp. Physiol. A*, vol. 155, no. 4, pp. 495-505, 1984.

[12] 下澤楯夫, "神経系は熱雑音をも利用する," **生物物理** *40(3),* pp.156-161, 2000.

[13] D.J. Mar, C.C. Chow, W. Gerstner, R.W. Adams, and J.J. Collins, "Noise shaping in populations of coupled model neurons," *Neurobiology,* vol. 96, no. 18, pp. 10450-10455,1999.

[14] J.K. Douglass, L. Wilkens, E. Pantazelou, and F. Moss, "Noise enhancement of information transfer in crayfish mechanoreceptors by stochastic resonance," *Nature*, vol. 365, no. 23, pp. 337-340, 1993.

[15] M.C.W. van Rossum, B.J. O'Brien, and R.G. Smith, "Effects of noise on the spike timing precision of retinal ganglion cells," *J. Neurophysiol.*, vol. 89, no. 5, pp. 2406-2419, 2003.

[16] 平洋一, "将来のコンピューティング," **エレクトロニクス実装学会誌**, vol. 15, no. 6, pp.430-434, 2012.

[17] L. Saunoriene and M. Ragulskis, "A secure steganographic communication algorithm based on self-organizing patterns," *Phys. Rev. E*, vol.84, issue 5, article no. 056213, pp.47-60, 2011.

[18] L. Gammaitoni, P. Hanggi, P. Jung, and F. Marchesoni, "Stochastic resonance," *Reviews of Modern Physics,* vol. 70, no. 1, pp. 223-287, 1998.

[19] D.J. Mar, C.C. Chow, W. Gerstner, R.W. Adams, and J.J. Collins, "Noise shaping in populations of coupled model neurons," *Neurobiol.*, vol. 96, no. 18, pp. 10450-10455, 1999.

[20] T. Mori and S. Kai, "Noise-induced entrainment and stochastic resonance in human brain waves," *Phys. Rev. Lett.*, vol. 88, no. 21, 218101, 2002.

第2章　ゆらぎを利用したディジタル信号処理システム

2.1　緒言

本研究は、ゆらぎ画像と模様生成処理を行う反応拡散セルオートマトン (RD CA) モデルによるステガノグラフィのアルゴリズムと、ディジタル反応拡散プロセッサのFPGA 実装に関するものである。

ステガノグラフィと呼ばれる、画像などに文字を埋め込むことにより、情報の存在そのものを送受信者以外に隠匿して通信する技術がある。しかし、第三者に傍受された画像に対し、統計分析による埋め込みメッセージの検出などが行われる可能性がある (このような技術をステガナリシスと呼ぶ)。これに対し、prey-predator モデルを利用した模様生成処理によって、統計分析の耐性を持たせたステガノグラフィが提案されている [1, 2]。このモデルは複雑なダイナミクスを有するため、ハードウェアリソースや演算時間の面から実装が困難である。

そこで、ハードウェア化を容易にするために、より少ない演算量、模様生成サイクル数で安定した縞模様を生成するモデルが要求される。本研究では、以上の要求を満たし、かつ、アナログ回路による実装が行われている RD CA モデル [3, 4] を用いたステガノグラフィを提案する。そして、QR コードを用いたメッセージの埋込と読出しシミュレーションを行ない、RD CA モデルを用いたステガノグラフィのハードウェア実装が可能であることを示す。

さらに、これをハードウェアアクセラレートするために、RD CA モデルを用いた「ゆらぎを利用する画像処理システム」の基本アーキテクチャを提案し、そのシミュレーションによる解析と FPGA 実機による基本動作の評価を示した。

本章の構成は、以下の通りである。2.2 節では、ステガノグラフィの原理を暗号通信との比較をして紹介する。2.3 節では、RD CA モデルのモデル式、模様を生成する過程を示す。2.4 節では、RD CA モデルによるステガノグラフィの原理を示す。2.5 節では、改良した RD ステガノグラフィのアルゴリズムについて説明し、提案手法の安全

性を生成できる模様のパターン数から考察し、メッセージの読み出しについても定量化する。2.6 節では、RD CA モデルのハードウェア実装のためのアーキテクチャを説明し、2.7 節では FPGA 実装結果を示す。2.8 節を結言とする。

2.2　クリプトグラフィとステガノグラフィ

通信やデータのストレージを行う際は第三者に内容を見られないようにするために、メッセージの暗号化処理を施す。図 2.1 に、送信者はメッセージをある規則に従って、そのままでは読むことができない暗号にエンコードして送信する。受信者は、送信者が利用したのと同じ規則に従って、暗号化された文から本来のメッセージにデコードする。この技術をクリプトグラフィ (データ隠蔽技術) と呼ぶ。このような暗号化されたメッセージの通信では、第三者が傍受した場合、暗号文の解読に時間がかかるため、すぐには読むことができないが、何らかのメッセージのやりとりが行われていることは観測されてしまう。

一方、本研究の対象であるステガノグラフィは、メッセージを、画像や音声、あるいは文章などの中に隠して通信を行ない、送受信者のみが隠蔽されたデータの存在を知っており、画像に隠されたメッセージを取り出すことができる。つまり、図 2.2 の例を見ると、第三者が傍受しても自然画像の通信を行っているようにしか見えず、そこに隠されたメッセージを読むことができないばかりではなく、観測できない。このようにしてステガノグラフィの、データの存在そのものを隠蔽して通信する点は、メッセージ保護の観点から利点であるといえる。 しかし、この人の目には読み解けない画像に対しても、統計分析を使う事で、隠蔽されたメッセージを察知される可能性がある。このようなステガノグラフィの解析はステガナリシスと呼ばれている。

これに対し、prey-predator モデルを利用した模様生成処理によって、統計分析の耐性を持たせたステガノグラフィが提案されている [1, 2]。この反応拡散を用いたステガノグラフィでは、送信者は、メッセージを埋め込んだゆらぎ画像ごと非線形な模様生成処理を行う。このようにしてメッセージを縞画像に溶け込ませることで、統計分析による解析を困難になる。受信者は、送信者が利用したのと同じゆらぎ画像から、同じモデルパラメータを用いて模様を生成する。これと、受信した模様画像の差分をとることで、埋め込まれたメッセージを取り出すことができる。

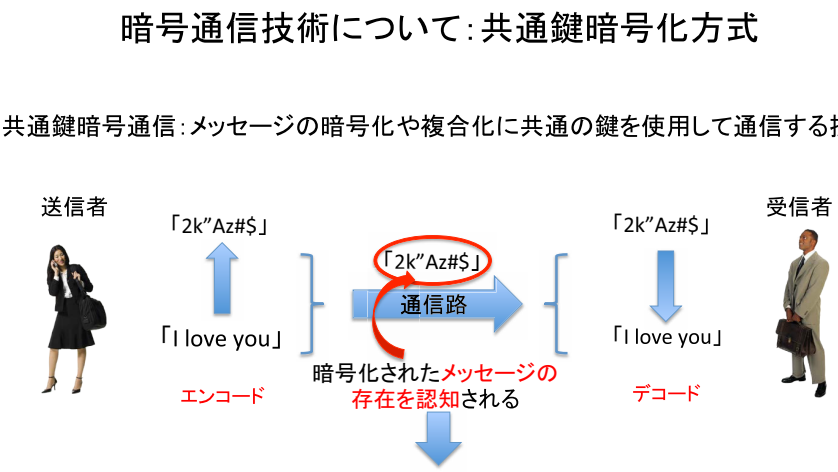

図 2.1 共通鍵暗号化方式による通信

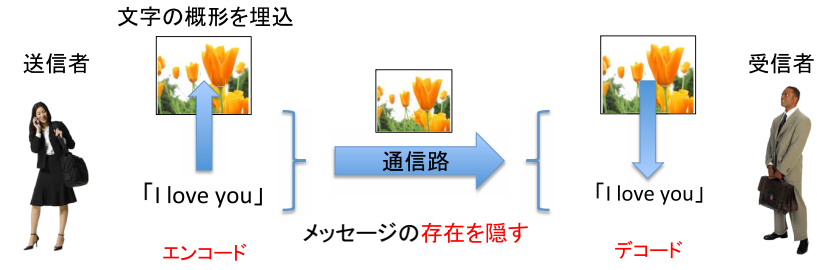

図 2.2 ステガノグラフィによる通信方法

2.3　反応拡散セルオートマトン (RD CA) モデル

2.3.1　RD CA モデルのダイナミクス

本研究では、prey-predator モデルよりも、単純なダイナミクスを持つ RD CA モデル [3, 4] を利用する。このモデルでは、各セルの状態が最近接四セル間で作用する重み付け加算とシグモイド関数による増幅により決定される。重み付け加算は、それぞれ個別の拡散場における活性因子と抑制因子を表しており、それらは各セルにおいて畳み込まれる。セルの状態は、セル (x, y) の各点における活性因子 u と抑制因子 v の差分として計算される。u と v の拡散方程式は時間 t で積分した後に、これらの差分 $u - v$ を取る。セルの次の状態は差分の結果をシグモイド関数により増幅した値になる。

このモデルの拡散ダイナミクスは、

$$\frac{\partial u(x,y,t)}{\partial t} = D_u \nabla^2 u(x,y,t), \tag{2.1}$$

$$\frac{\partial v(x,y,t)}{\partial t} = D_v \nabla^2 v(x,y,t), \tag{2.2}$$

で表される。ここで、D_u は活性因子の拡散係数であり、D_v は抑制因子の拡散係数を表わす。D_v と D_u の値は、抑制因子の拡散が大きくなるよう、$D_v > D_u$ となるように設定する。

次に反応ダイナミクスは

$$\begin{aligned} u(x,y,\delta t(n+1)) &= v(x,y,\delta t(n+1)) \\ &= f(u(x,y,\delta t \cdot n) - v(x,y,\delta t \cdot n) - c), \qquad (2.3) \\ f(w) &= \frac{1}{1+e^{-\beta w}}, \qquad (2.4) \end{aligned}$$

として表され、n は時間ステップを、r は (x, y) を、c はシグモイド関数のオフセット値を、β は増幅率 (シグモイド関数の傾き) を表わす。

2.3.2　一次元反応拡散

前述の反応拡散ダイナミクスを持つ素子を直列に接続したネットワークを構築し、初期内部状態としてステップ関数 (ネットワークの左半分は 0、右半分は 1) を与えた (図 2.3 (a))。この状態から反応拡散過程を経て波が生成されていく様子を図 2.3 に示す。この時のモデルパラメータを $D_v/D_u = 3.0$、$\beta = 20$、そして $c = 0$ に設定する。図 2.3

(b) は初期状態から Δt_0 の時点で、パラメータ D_v で拡散した後の状態 (活性因子の拡散) を示している。図 2.3 (c) は $\Delta t_1 - \Delta t_0$ の間で拡散させ、パラメータ D_u でステップ関数を変化させた状態 (抑制因子の拡散) を示している。図 2.3 (e) は図 2.3 (b) と図 2.3 (c) の差分であり、これは活性因子と抑制因子の差分に相当する。最後にこの差分がシグモイド関数により増幅された状態を図 2.3 (e) に示す。増幅された図 2.3 (e) の生成波形は、再び反応拡散ダイナミクスに入力波形として (最初のステップ関数やインパルスの代わりに) 入力される。これらの一連のプロセスを経て、増幅された値を入力波形として、繰り返し反応拡散処理を行うことを “更新” と定義する。一次元の波は、この更新を複数回繰り返すことにより中心部から左右両方向に生成されていく (図 2.4)。

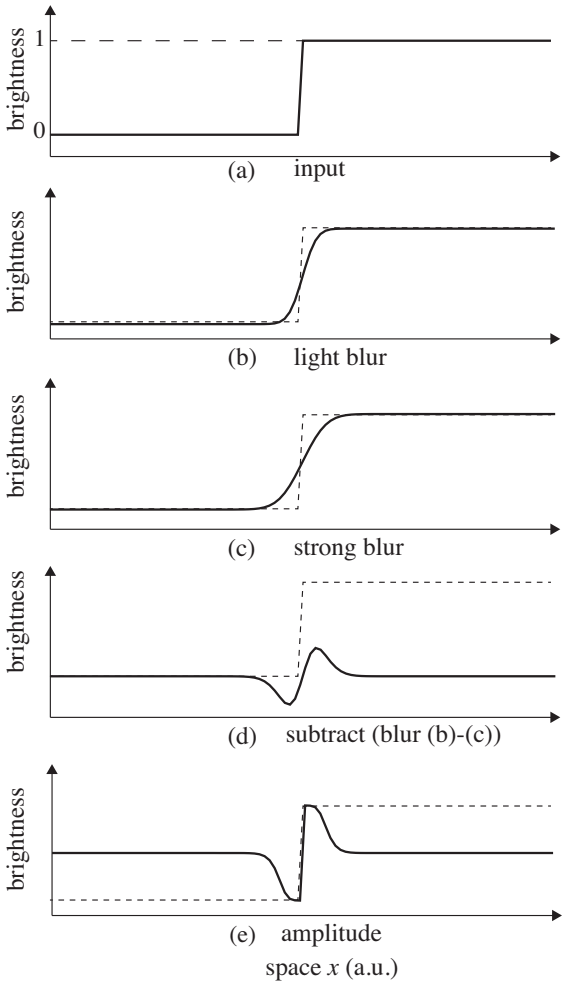

図 2.3 一次元 RD モデルにおける波生成プロセス: (a) 初期状態 (ステップ関数状), (b) Δt_0 拡散後の状態、(c) $\Delta t_1 - \Delta t_0$ 拡散後の状態、(d) 抑制因子 (c) から活性因子 (b) を減算した状態、(e) 差分結果、(d) をシグモイド関数で増幅した状態

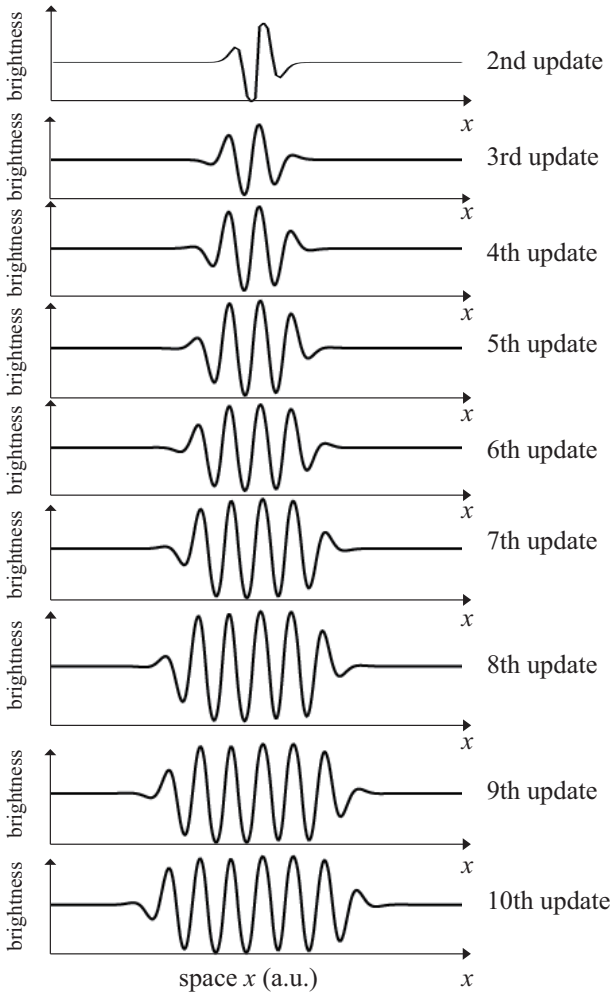

図 2.4　一次元 RD モデルにおける波生成プロセスを 10 回繰り返した時の様子

2.3.3 二次元反応拡散

ここでは、反応拡散ダイナミクスを持つ素子の格子状ネットワークを構築し、それぞれが、画素 1 ピクセルに相当する。二次元ゆらぎ画像を初期状態として、各セルの内部状態に与える。パラメータ D_u や D_v、オフセット c を変更することで、生成される模様が縞模様や斑点模様 (黒地に白斑点または白地に黒斑点) になる。

図 2.5 (a) は、二次元での反応拡散における縞模様の生成過程を示している。入力されたゆらぎ画像は、更新を繰り返すことにより次第に縞模様として形成されていき、平衡状態となる。更新の少ない内は模様の変化が激しいが、安定状態に近づくにつれて次第に変化が落ち着いていき、8 回目の更新では生成された模様画像が安定 (これ以上更新回数を増やしても生成される模様が変わらない) 状態になる。

図 2.5 (b) は、二次元反応拡散の斑点模様の生成過程を示している。縞模様と比較すると安定状態までの更新回数が多いが、およそ 16 回の更新で安定した斑点模様が形成される。

ここでは、RD CA モデルによる模様生成過程について説明し、パラメータにより生成される模様が変わることを示した。次節では、この RD CA モデルを利用したステガノグラフィのアルゴリズムについて述べる。

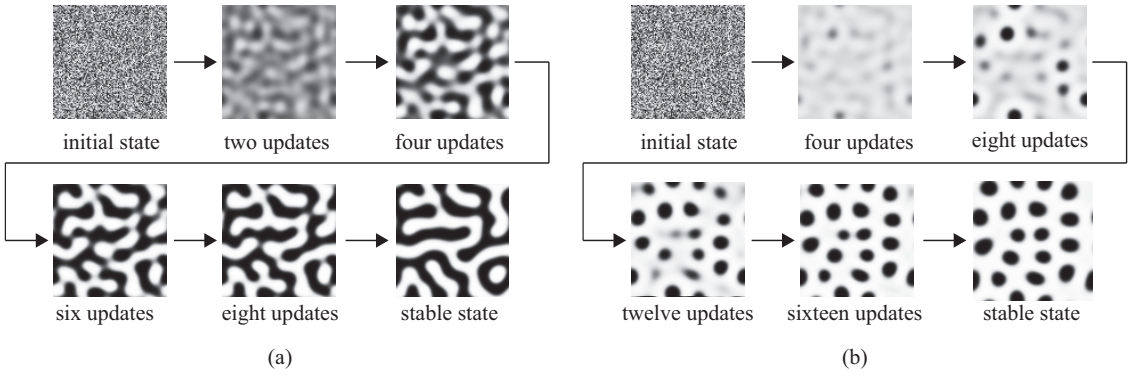

図 2.5 初期ゆらぎパターンから二次元平面上で RDCA モデルを用いた縞模様 (a) と斑点模様 (b) の生成過程

2.4　反応拡散ステガノグラフィ

2.4.1　一次元反応拡散ステガノグラフィ

前節で説明した、RD CA モデルによる波、模様生成プロセスをステガノグラフィに応用する。モデルのパラメータは $D_v/D_u = 3.0$、$\beta = 20$、そして $c = 0$ に設定する。まず、反応拡散 (RD) ステガノグラフィの原理を、0 から 1 の間の内部状態値を持つ 100 個の反応拡散セルが直列に連なる 1 次元の場合で説明する (図 2.6)。この際に、安定した空間周波数パターンの生成が可能になるように、左端と右端の境界が接続される環状構造にする。そして、各セルにゆらぎを与えて初期値を代入する。次に、メッセージを摂動として各セルの内部状態値から減算することで、埋め込み処理を行なう。

図 2.6 では、43 から 47 番目のセルの値を初期値から 10% の値 (0.1) 減算する (インパルス形)。図 2.6 (a) は初期状態、図 2.6 (b) は初期状態にメッセージを摂動として埋め込んだものを表している。図 2.6 (c) は初期状態 (図 2.6 (a)) と埋め込んだ直後の状態 (図 2.6(b)) の差分画像を表しており、埋め込んだメッセージとしての摂動が取り出せる。更新を 6 回繰り返し、波生成後の安定化した様子を図 2.6 (d) と (e) に示す。こ

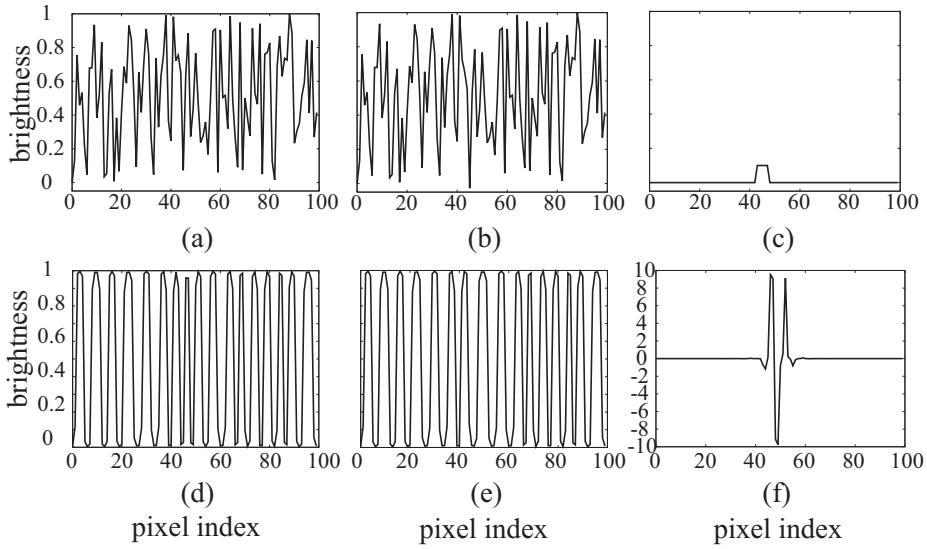

図 2.6　RD CA モデルによるステガノグラフィ (一次元モデル (縦軸は正規化したセルが持つ状態値)): (a) 初期ゆらぎ、(b) 43 から 47 番目のセルの値を 10% 減算することで埋め込んだ状態、(c) (a) と (b) の差分結果、(d) (a) から安定状態まで更新した結果、(e) 埋込のある (b) から安定状態まで更新した結果、(f) 安定状態の (d) と (e) の差分結果 (抽出)

れらの図 2.6 (d) と (e) では見かけ上の区別がつきにくくなっており、メッセージは反応拡散の波生成過程の中で隠されたと考えられる。

メッセージの取り出しは、ゆらぎを与えた初期状態から模様生成処理後の波 (図 2.6 (d)) と摂動を与えた (メッセージを埋め込んだ) 初期状態から模様生成処理後の波 (図 2.6 (e)) の差分から行うことができる (図 2.6 (f))。このことから、模様生成処理の特性として、メッセージそのものを取り出すことは出来なくなっているが、インパルス形メッセージの輪郭部分が強調して取り出されていることがわかる。

2.4.2 二次元反応拡散ステガノグラフィ

この節では、ゆらぎ画像と模様生成処理を用いた RD ステガノグラフィについて説明する。ここでは、文字や絵を表す画像を摂動として、初期ゆらぎパターンの中へ差分して埋め込んだあと、十分な更新回数により、縞模様を生成する。図 2.7 では、100×100 ピクセルのゆらぎ画像の中に、基本的な形として文字 “T” の輪郭を、4×4 ピクセルの点を 8 ピクセル間隔で配置する事で構成し、初期ゆらぎ画像の中に埋め込み、模様生成処理を施すことで隠す。反応拡散パラメータは 1 次元の時と同様の値を用いる。図 2.7 (a) は “T” を埋め込んだ直後の状態であり、目視することが可能である。図 2.7 (b) は 6 回更新後に、文字を埋め込んだゆらぎ画像から縞模様が生成される過程を示して

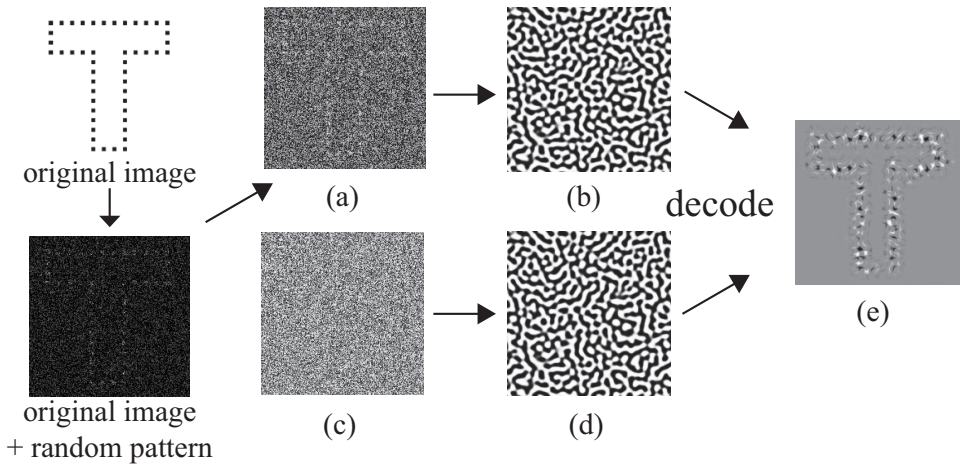

図 2.7 ゆらぎ画像から縞模様を生成するパラメータを用いた模様生成処理 (埋め込んだ文字は “T” 字形のドットの集合)：(a) 初期状態、(b) 更新 6 回目の模様 (埋込みあり)、(c) ゆらぎ画像、(d) 更新 6 回目の模様 (埋込みなし)、(e) (b) と (d) の差分から抽出された結果。

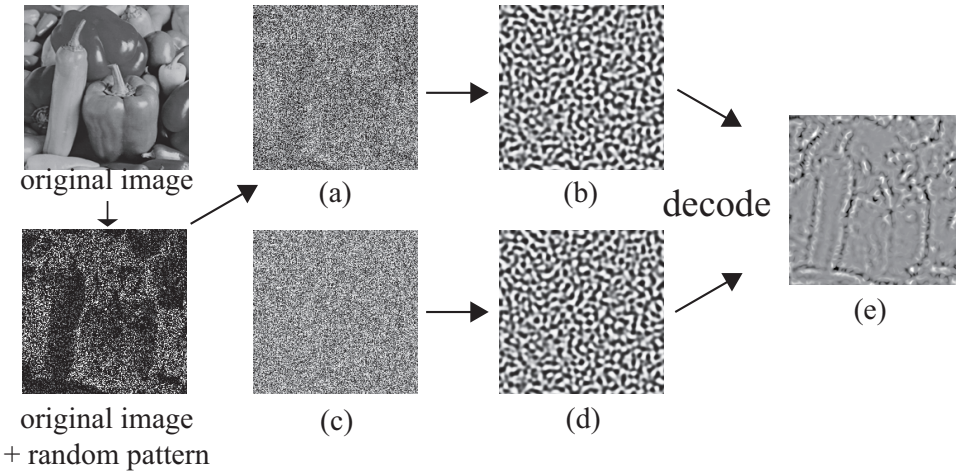

図 2.8　ゆらぎ画像から縞模様を生成するパラメータを用いた模様生成処理 (自然画像 (ペッパー) の埋込)：(a) 初期状態、(b) 更新 6 回目の模様 (埋込みあり)、(c) ゆらぎ画像、(d) 更新 6 回目の模様 (埋込みなし)、(e) (b) と (d) の差分から抽出された結果。

おり、埋め込んだ文字の目視が不可能な状態になっている。図 2.7 (c) は文字を埋め込んでいないゆらぎ画像を示している。ここから 6 回更新した後は図 2.7 (d) に示すような縞模様が生成される。図 2.7 (b) と (d) に示す縞模様は類似しているが、厳密には異なっている。これらの縞模様の部分的な相違から、中に隠されたメッセージの抽出を可能にする。図 2.7 (b) と (d) の差分が図 2.7 (e) として表される。ドット状の文字 “T” は初期ゆらぎ画像に摂動として埋め込まれるが、模様生成過程で周辺の領域に拡散してゆくため、メッセージの取り出しは一次元の時と同様にあらわれる。このようにして、RD ステガノグラフィによるメッセージの埋込みと取り出しが行える。

次に RD ステガノグラフィによる画像埋め込みについてシミュレーションを行なった (図 2.8)。各ピクセルの初期ゆらぎ画像の値から、埋め込む画像の 20 %分の値を減算することで摂動を与える。反応拡散処理の本質として、埋め込み画像を完全に再現する事ができないが、その特性としてエッジが強調される形で取り出すことができる。RD プロセスのパラメータセットは上述と同様であり、図 2.8 の画像サイズは 512×512 ピクセルである。図 2.8 (a) に示すように初期ゆらぎパターンに画像を摂動として埋め込んでいる。6 回更新後に、画像を埋め込んだパターンから縞模様が生成され、メッセージが目視できない状態になっている (図 2.8 (b))。図 2.8 (c) は摂動が与えられていない初期ゆらぎ画像であり、6 回更新後に縞模様が生成される (図 2.8 (d))。図 2.8 (b) と (d) の値の差分を取った画像を図 2.8 (e) に示す (文字を埋め込んだ時と同様)。図 2.8

(e) は画像の抽出は減算により、埋め込まれたメッセージの抽出をする。この方法からわかるように、画像のエッジ抽出が可能になるが、自然画像の完全な再構成はできない。この特性を考慮し、情報量を増やした通信方法とそのシミュレーションについて次節で説明する。

2.5 シミュレーション結果

2.5.1 RD ステガノグラフィシミュレーション

本節では、ゆらぎ画像と模様生成処理によるステガノグラフィのアルゴリズムを示す (図 2.9)。送信者と受信者は、模様生成に用いるモデル式のパラメータと、図 2.9(a) と (b) に示す様な初期ゆらぎ画像 (パターン、サイズ) を共通鍵として所有する。この初期ゆらぎ画像は、秘匿メッセージとして送信する画像と同サイズのものに限る。

送信者は初期ゆらぎ画像に摂動として図 2.9 (d) に示す二次元バーコードを埋め込み、反応拡散プロセスを通してメッセージをゆらぎ画像と共に縞模様に変化させる。埋込の際は、ゆらぎ画像の各ピクセル値から、対応するメッセージのピクセル値の 10% を減算することで埋込む。図 2.9 (e) は、送信するメッセージに対して反応拡散処理を行った後の画像である。その後、送信者は図 2.9 (e) の画像を送信する。

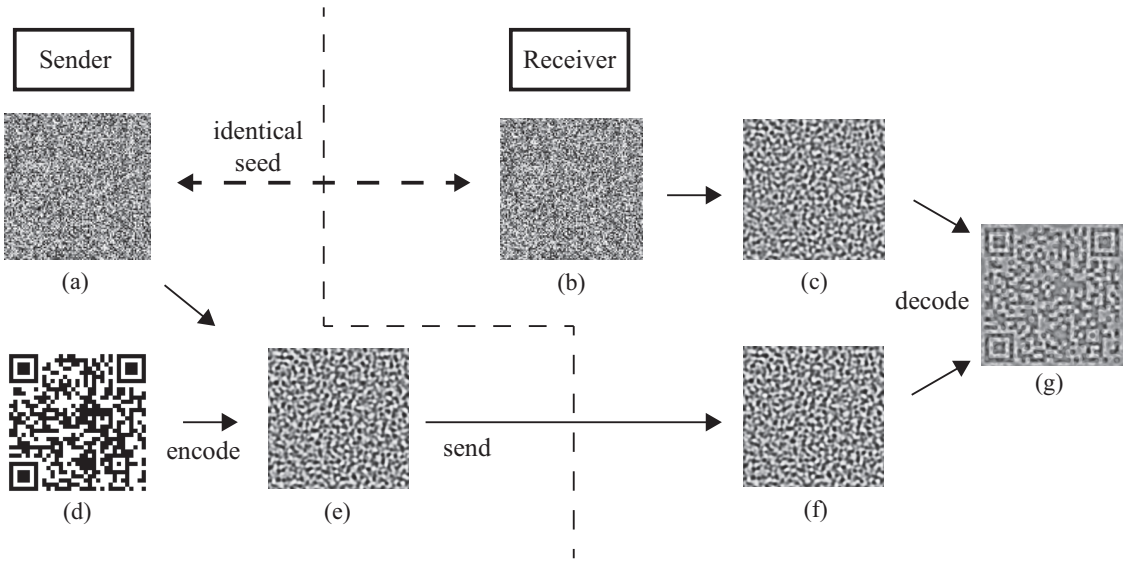

図 2.9 反応拡散ステガノグラフィによる通信方法

受信者は、送信者が反応拡散処理を施した図 2.9 (e) の画像を受信し、図 2.9 (f) として保持する。次に、送信者と共有している初期ゆらぎパターン (図 2.9 (b)) に対し、送信者と同じ模様生成パラメータで模様生成処理を施す。生成された模様を図 2.9 (c) に示される。最後に、受信者が図 2.9 (c) と (f) の二つの画像の差分を行う。そして、図 2.9 (g) に示される画像が抽出されるが、画像のデータのピクセル値の 10% で減算する形で埋め込んでいることから暗い画像になっているが、メッセージである二次元バーコードが取り出されている。

2.5.2　反応拡散ステガノグラフィの改良

ステガノグラフィは本来、メッセージの存在を隠して通信する手段である。前節で示したステガノグラフィでは、メッセージの取り出しは困難かもしれないが、第三者にはメッセージの存在を察知されると考えられる。そこで、図 2.10 に、図 2.9 から自然画像への埋め込みプロセスを追加した RD ステガノグラフィを示す。

まず送信者と受信者は、メッセージ画像と画像サイズが同じゆらぎ画像 (図 2.10 (a) と (g)) と自然画像 (図 2.10(b) と (f))、模様生成処理に利用するモデルパラメータを共通鍵として共有する。次に、送信者は図 2.10 (c) に示す二次元バーコードのメッセージをゆらぎ画像 (図 2.10 (a)) に埋め込む。画像の埋め込みの際、図 2.10 (c) は図 2.10 (a) に対しピクセル値の 10% 減算している。埋め込んだ画像に対し反応拡散処理を施し、図 2.10 (d) に示される縞模様を生成する。そして、自然画像に対し、生成された図 2.10 (d) のピクセル値の 10% を減算して埋込み、受信者に送信する。最終的に自然画像の中に埋め込むことで、従来型と同様なステガノグラフィ通信を可能にする。

受信者は、画像を受け取った後、共有している図 2.10 (f) の自然画像との差分をと

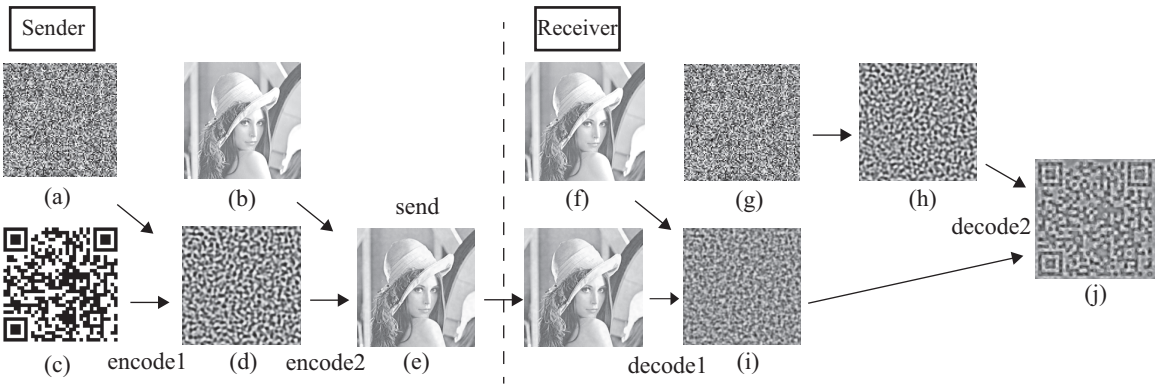

図 2.10　反応拡散後に自然画像に埋め込むステガノグラフィ

り、図 2.10 (i) の縞模様画像を取り出す。次に、共有している図 2.10 (g) のゆらぎ画像に対し、模様生成処理を共有しているモデルパラメータで施し、図 2.10 (h) の鍵となる縞模様を生成する。最後に図 2.10 (h) と (i) の差分を計算することで、メッセージ画像を取り出すことが出来る。

2.5.3 生成可能な縞模様の総数

ここまで、ゆらぎ画像と模様生成処理でメッセージを隠して通信する手順について説明した。この RD ステガノグラフィの安全性は、生成される模様の数に影響する。つまり、生成可能なパターン数が多ければ、第三者による、模様画像を総当たりで生成し、傍受した模様との差分を取ってメッセージを取り出す、ブルートフォース攻撃が困難になる。そこで、RD CA モデルで生成される模様のパターン数について考察する。全てのパターンについて求めることは困難であるため、ここでは、生成される模様に制限を課した状態の総パターン数を求め、そこから実際に生成できる模様の総数について予測する。まず最初に、安定した状態の縞模様を輝度と素子のインデックスの関係で観測した時、図 2.11 (a) に示す波形の周期を求める。ここでは、左端と右端が結合している環状の境界条件が設定されているものとする。周期 T_0 は以下のように記述される (式 (14) [3])。

$$T_0 \quad = \quad 12\sqrt{2D_v\delta t} \tag{2.5}$$

一次元空間が N 個のピクセルで構成されていると仮定すると、一ピクセルずつスライドさせて出来る波形 (N_T) の総数は $N_T \equiv N \times T_0$ で近似することが出来る。図 2.11 (b) は、一次元の波形をそのまま二次元の縞模様に拡張したものである。二次元パターンへの拡張行程を以下に示す。横方向には環状の境界条件が設定されているが、画像上端と下端は接続されていないとする。縞パターンの最上行は $N \times T_0$ 通りである。途切れないような縞模様を生成するために、この行の波形に対し、次の行で生成される波形は、左または右に 1 ピクセル分だけスライドする、あるいはスライドしない 3 パターンのうち一つが採択されると仮定する。図 2.11 (c) は、次の行が前の行に対して -1、0、$+1$ ピクセル右にスライドする 3 パターンの生成を示している。二つの行における生成可能な波形の合計は $3 \times N_T$ である。さらに次の行で生成可能な波形は、再び直前の行の波形から -1、0、$+1$ ピクセル右にスライドする 3 パターンあり、この時点での生成可能な波形の合計数は $3^2 \times N_T$ となる。この波生成ルールに沿って画像の最下行 (n) までに、$3^{n-1} \times N_T$ 通りの生成可能な波形がある。さらに、模様生成パラメー

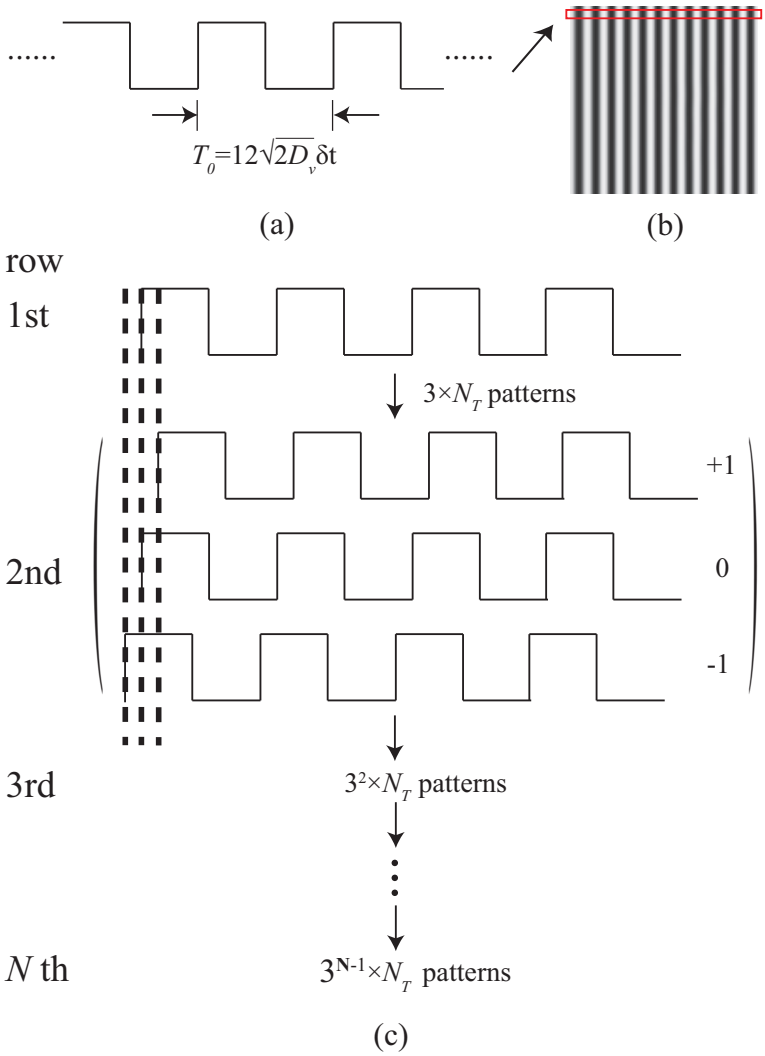

図 2.11　制約をつけた状態で生成されるパターン数の概算

タや画像サイズ等の制約を変更すると、生成可能な模様の組み合わせの数は爆発的に増えていく。従って、RD CA モデルは膨大な数の模様を生成することができ、ステガノグラフィに用いることで、第三者による総当たりのメッセージ取り出しが困難であることを示している。

2.5.4　QR コードメッセージの読み取り

反応拡散ステガノグラフィに QR コードを利用する理由として、反応拡散により輪郭が強調されること、白黒の 1 ビットの値で表されるデータが偏りなく画像全体に分

散していることが挙げられる。

QR コードは以下に示す五つの要素を情報として含む [25]。

1. 位置検出パターン
2. タイミングパターン
3. 形式情報
4. データ・誤り訂正コード
5. 位置合わせパターン

この内、位置検出パターンは QR コードの左上、右上、左下隅にある正方形で囲まれた部分である。模様生成処理の過程で内側の黒く塗りつぶされた部分の中央が白になる。図 2.12 に元の QR コードとステガノグラフィで受信者が取り出した QR コードとの比較を示す。図 2.12 (a) は元画像、図 2.12 (b) は取り出し後画像、図 2.12 (c) はそれらの差分 (差が大きいところは白く表わされる) を示す。模様生成処理により、位置検出パターン部に白い点が生成されている。その他、輪郭部にもエラーの箇所が見られるが、誤り訂正レベルしだいでは認識が可能である。位置検出パターンは QR コード認識において重要な要素である為、空白になった位置検出パターン部にはコントラスト調整と同行程で黒色の補完処理を施す。

図 2.13 に、取り出した QR コードを読み取るための後処理について説明する。取り出した QR コード (図 2.13 (a))、 とコントラスト調整を行った QR コード画像 (図 2.13 (b)) であるが、前述の通り、模様生成処理により、三箇所の位置検出パターンの中央部分が白い点になっていることがわかる。QR コード検出の際にこの部分が不完全だと、正しい位置検出が行えない為、この空白部分は受信者側で補完する必要がある。QR コードは本来は白と黒の二値画像で構成されているため、図 2.13 (b) から、白黒の二値化処理を施したものを図 2.13 (c) に示す。最後に位置検出マーカー内部を黒く塗りつぶしたのが施した図 2.13 (d) である。元の QR コードと比較すると若干の変化が現れているが、誤り訂正機能などにより、QR コードリーダーなどからメッセージを読み出すことが可能になる。

次に提案する RD ステガノグラフィシステムの性能を評価するために、読取テストを行った。QR コードを自動生成し、ゆらぎ画像に埋め込んで、模様生成処理を行い、自然画像に埋め込む。そして、自然画像から模様画像を取り出す。同じゆらぎ画像とモデルパラメータから模様を生成し、これらとの差分からメッセージを取り出し、後

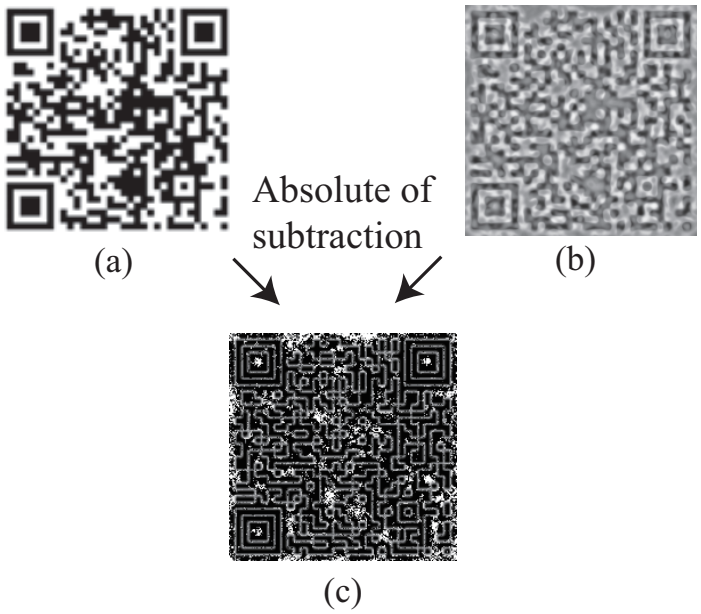

図 2.12　受信者側で取り出した QR コードの差異：(a) 元の QR コード、(b) 抽出後の QR コード、(c) (a) と (b) の QR コードの差分

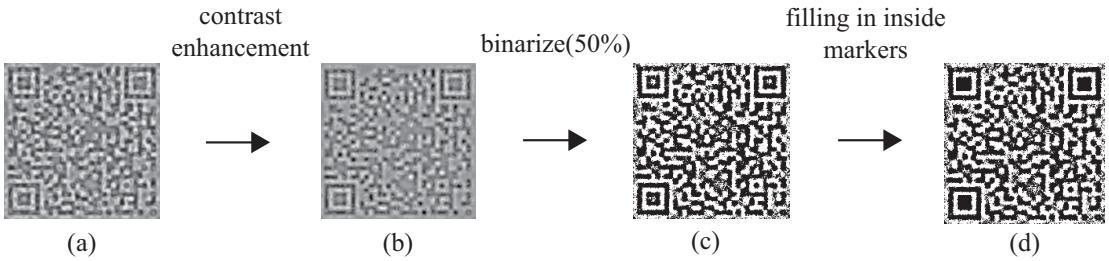

図 2.13　QR コード読み取りのための後処理：(a) 取り出した QR コード、(b) コントラストの強調、(c) 二値化処理、(d) 位置検出マーカー (右上、左上、左下隅の正方形部分) の塗りつぶし。

処理を施してから読み取りをする。10,000 回の読取テストを行なった結果、読取成功率は 99% 以上となったことから、反応拡散ステガノグラフィによる QR コード通信の有効性がシミュレーションで示された。

2.6 RD ステガノグラフィのハードウェア

前節ではシミュレーションにより、単純な模様生成ダイナミクスを持つ RD CA モデルをステガノグラフィに応用できることを示した。ここでは、RD ステガノグラフィの根幹である模様生成処理のアーキテクチャを提案し、FPGA 実装するまでの過程を示す。

2.6.1 一次元 RD プロセッサのアーキテクチャ

まず、一次元の波を生成する、RD CA モデルによるデジタル反応拡散プロセッサのアーキテクチャを図 2.14 に示す。このアーキテクチャは、128 個のメモリアドレスで、8 ビットの内部状態値を持つ。メモリから値を並列に読み込んで、拡散強度のことなるぼかしフィルタに通す。ここの弱いぼかし処理は活性因子の拡散、強いぼかし処理は抑制因子の拡散に対応する。そして、同じアドレスに対する各ぼかし処理後の値の差分を取る。縞模様を生成するようにオフセット c を 0 に設定するが、この値を変更することで、斑点模様を生成することも可能になる。最後に、ルックアップテーブルに格納されたシグモイド関数で増幅し、メインメモリの値を更新する。

図 2.15 に、ぼかしフィルタで使われるカーネルを示す。図 2.15 (a) は a_0 を中心とする最近傍カーネルを表している。係数を掛けた後に、左右のカーネルの値を足し合わせ、全カーネルの係数の総和で除算する。図 2.15 (b) と (c) には、拡散強度が異なる第二近傍、第四近傍のカーネルを示す。カーネル 1 及び 2 の出力は以下のように求めら

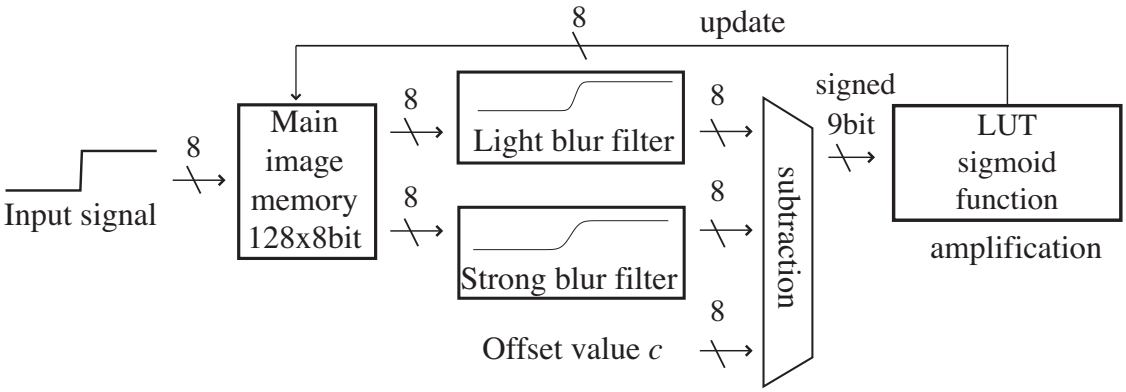

図 2.14 一次元 RD プロセッサのアーキテクチャ

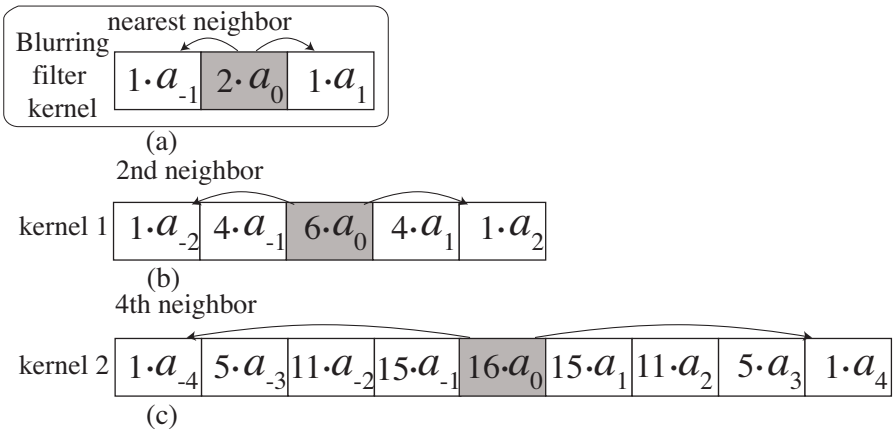

図 2.15　一次元ぼかしフィルタカーネル: (a) 最近傍カーネル (b) 第二近傍カーネル (c) 第四近傍カーネル

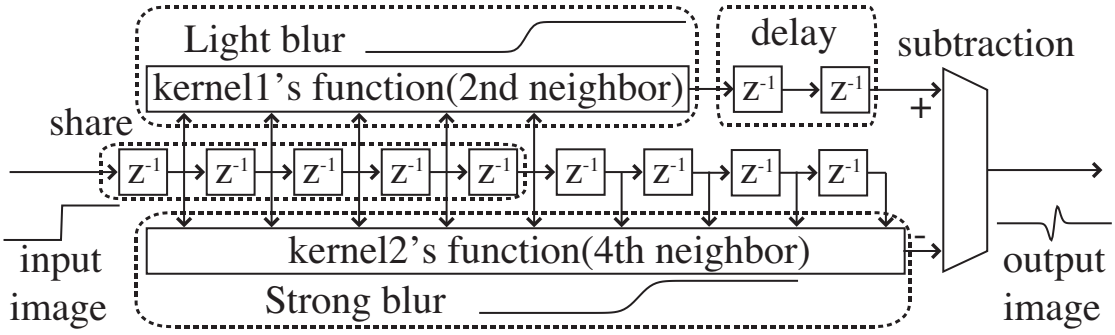

図 2.16　一次元 RD プロセッサのぼかしフィルタアーキテクチャ

れる。

$$\text{kernel 1 out}_0 = (a_{-2} + 4a_{-1} + 6a_0 + 4a_1 + a_2)/16 \tag{2.6}$$

$$\begin{aligned}\text{kernel 2 out}_0 = (&a_{-4} + 5a_{-3} + 11a_{-2} + 15a_{-1} + 16a_0 \\ &+15a_1 + 11a_2 + 5a_3 + a_4)/80,\end{aligned} \tag{2.7}$$

a_0 はフィルタカーネルの中心を表している。

図 2.16 に図 2.15(b) と (c) のぼかしフィルタを利用したアーキテクチャを示す。これは、図 2.14 のメモリと LUT の間の要素回路に対応する。メインメモリから読み出した各セルの値はクロックごとに右方向にシフトされ、レジスタ (Z^{-1}) に格納される。並列に接続された二つのフィルタはレジスタに格納された値を逐次読み出し、ぼかし処理を行う。また、カーネル 1 とカーネル 2 の使用レジスタ数はそれぞれ異なる。従って、

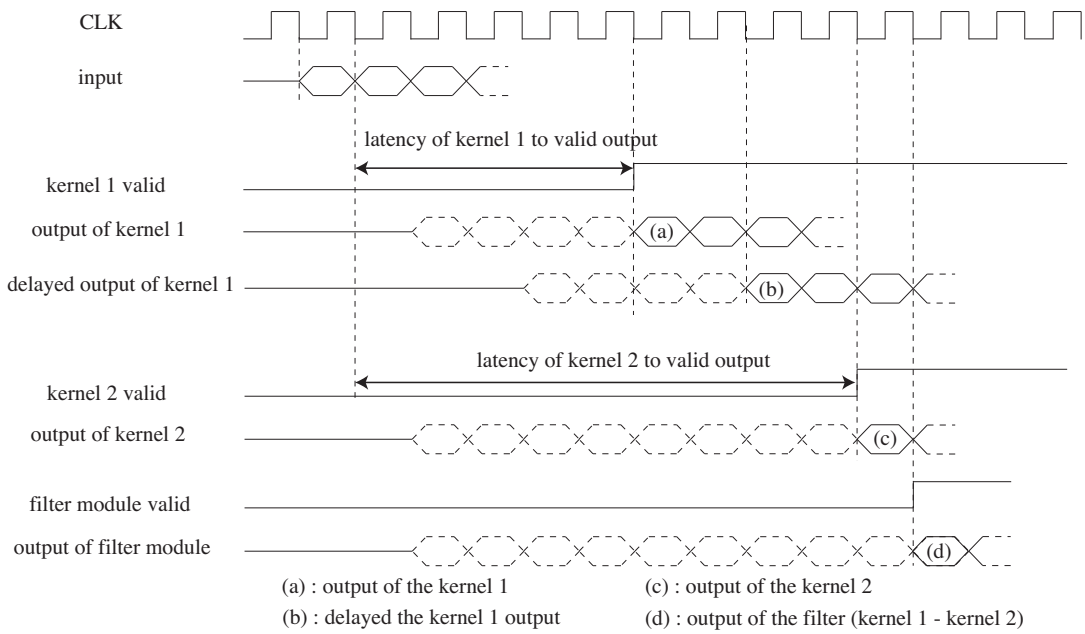

図 2.17 一次元 RD プロセッサのタイミングチャート

各カーネルの出力を揃える為にカーネル 1 の直後にタイミング調整のレジスタを二つ接続している。

その後、タイミングが揃えられた二つのフィルタ出力の差分を計算し、増幅する。最後に、増幅された出力信号でメインメモリに更新する。

図 2.17 は、一次元 RD プロセッサのタイミングチャートを示している。カーネルの有効信号は各カーネルのデータ出力タイミングを表わし、Low の時、カーネルの出力は無効である。入力はメモリから、クロック CLK の立ち下がりエッジで読み出された値を表しており、各フィルタカーネルのレジスタに値が入るまで (弱いぼかしは５つ、強いぼかしは９つ) は、ぼかしフィルタの出力値は無効になる。弱いぼかしフィルタ (kernel 1) の出力が有効になるのは、7 クロック目 (図 2.17 の (a)) からであり、強いぼかしフィルタの出力に合わせた遅延レジスタからの出力は 2 クロック遅れた図 2.17 の (b) に示す。この時点では、強いぼかしフィルタの出力はまだ無効である。

強いぼかしフィルタ (kernel 2) の出力が有効になるのは、11 クロック目 (図 2.17 の (c)) からであり、遅延レジスタからの出力からさらに 2 クロック遅れる。二つのぼかし処理結果を差分 ((b)-(c)) した値が出力されるのは 12 クロック目の図 2.17 の (d) からである。

2.6.2　二次元 RD プロセッサのアーキテクチャ

図 2.18 (a) は、二次元の最近傍ぼかしフィルタカーネルを示している。この二次元カーネルは、x 軸及び y 軸方向にそれぞれぼかし処理を行う、二つの一次元カーネル (図 2.18 (b) と (c)) によって形成されている。このように分割することで、x 軸と y 軸方向に対し、前節で説明した、一次元 RD プロセッサのぼかし処理をそのまま適用させることが出来る。二次元画像には、x 軸と y 軸のフィルタカーネルの出力を足し合わせることにより復元できる。

図 2.19 に、波を生成する一次元 RD プロセッサから、二次元画像の模様生成処理が行えるように拡張した二次元 RD プロセッサのアーキテクチャを示す。2 ポート SRAM をメインメモリとして用いることで、同時に二つのメモリアドレスを指定して二つの値を読み出すことが出来る。SRAM の出力は、x 軸、y 軸方向に読み出したデータがそれぞれ独立した一次元カーネルによって処理される。そして反応拡散処理を施した

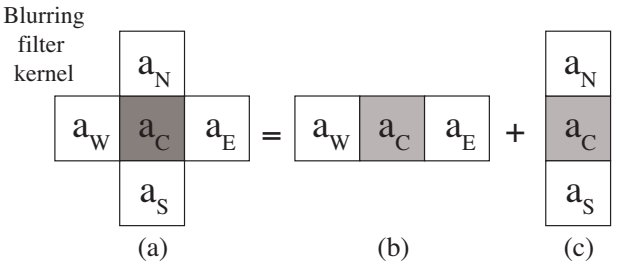

図 2.18　二次元ぼかしフィルタカーネル: (a) 最近傍カーネル、(b) x 軸方向のぼかしカーネル、(c) y 軸方向のぼかしカーネル。

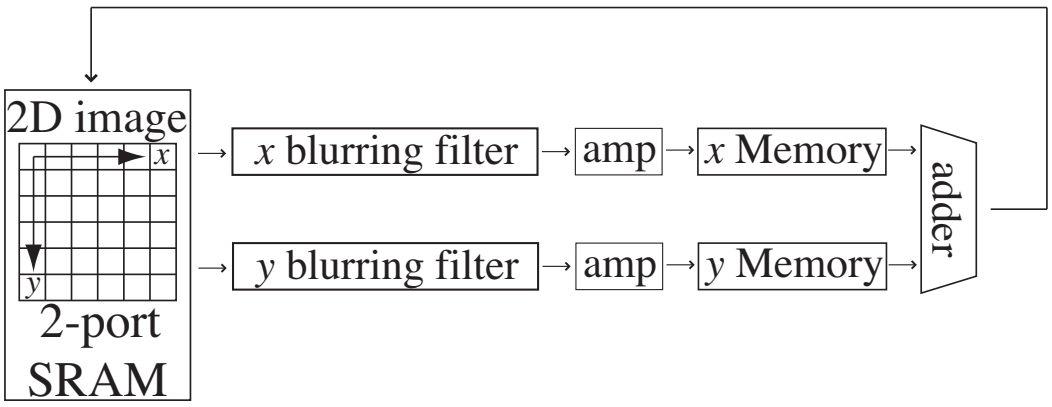

図 2.19　二次元 RD プロセッサのアーキテクチャ

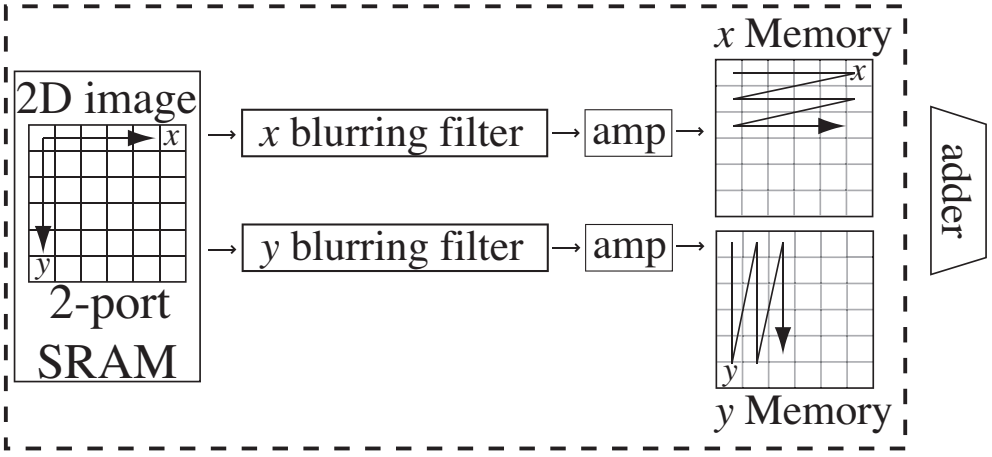

図 2.20 第一ステージの模様生成プロセス: x、y 軸方向並列の読込、ぼかしフィルタ処理、一時メモリへの書込み

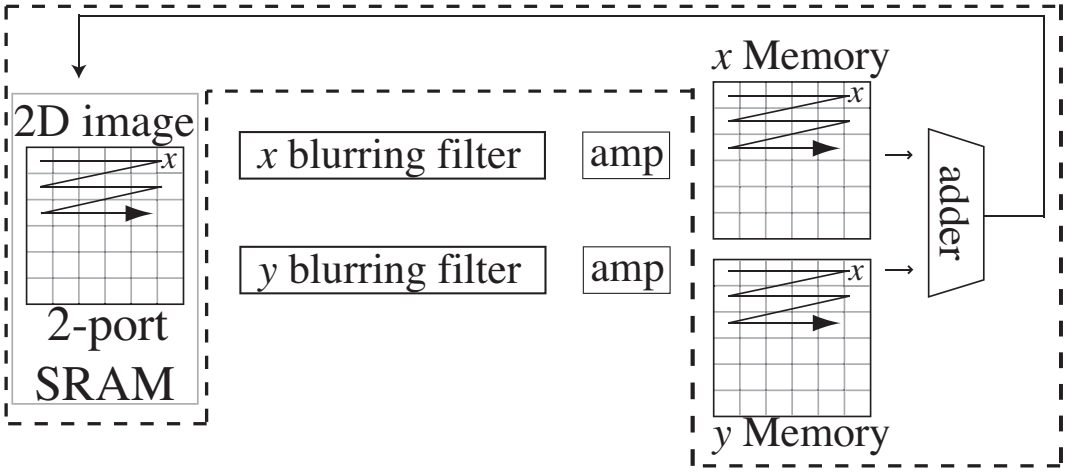

図 2.21 第二ステージの模様生成プロセス: x と y の一時メモリの加算、LUT による増幅、メインメモリへの書込み

後、二次元の画像を生成のタイミング調整を行うために一時的にメモリに格納される。最後に一時的に格納されたデータから、同方向にこれらのメモリから値を読み出して、データを足し合わせ、メインメモリを更新する。以上の動作を繰り返すことで縞模様を生成する。

模様生成処理は二つのステップに分けて行われる。以下にこのアーキテクチャの動作の詳細を示す。第一ステップは、図 2.20 に示すように、最初に、x 軸と y 軸方向に二つの値をメインメモリから並列に読み出す。この最に x 軸のメモリを読み出す為に、

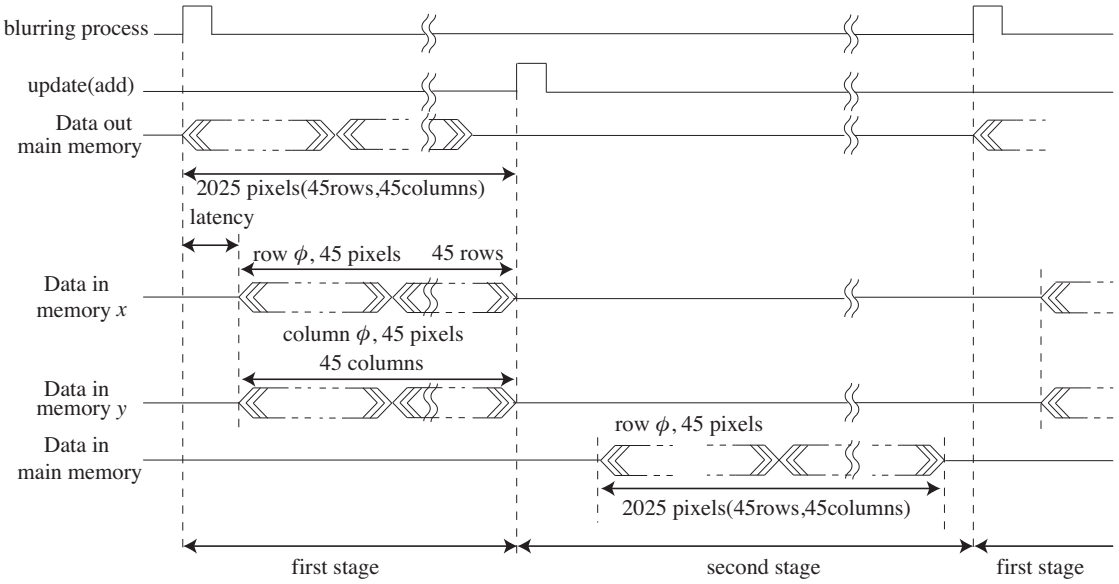

図 2.22　二次元 RD プロセッサのタイミングチャート

行アドレスカウンタが 1 ずつカウントアップされる。y 軸のメモリを読み出す為の列アドレスカウンタは、あらかじめ決定されている画像の幅 N ずつ足し合わせてカウントアップする。列アドレスカウンタの値が最後のアドレス番地を超える場合、次の列の先頭にアドレスが変更される。これらの読み取り動作は x 軸と y 軸のカウンタが最後のアドレス番地に到達するまで繰り返される。その間に、それぞれの軸に対し模様生成処理 (ぼかしと差分、増幅) が行われ、その結果は一時メモリに格納される。

第二ステップは、図 2.21 に示すように、アドレスカウンタを 1 ずつカウントアップすると x、y の一時メモリの値が x 軸方向に同時に読み出される。それらの二つの値を加算した後、メインメモリに結果を更新する。

図 2.22 は、二次元 RD プロセッサの処理のタイミングチャートを示している。模様生成処理と、更新信号はそれぞれ x 軸と y 軸方向の模様生成処理とデータ加算の、切り替えの役割を持つ。メインメモリの出力データ信号は 2 ポート SRAM に格納されている画像のストリーミングデータを示す。

まず、模様生成処理プロセスの信号が入ると、メインメモリから x 軸と y 軸方向に画像ストリームデータがそれぞれぼかしフィルタへと送られる。そして x メモリと y メモリに最後のピクセルのデータが格納されると、図 2.20 に示すように各々の一次元反応拡散処理が完了する。

続いて、加算、更新処理の信号が立ち上がり、図 2.21 に示される各軸のデータ加算

処理が行われる。メインメモリ入力信号は、x メモリおよび y メモリに格納されたデータによって形成される、画像のストリームデータを示す。ストリームデータが完全にメインメモリに格納された時、一回分の更新プロセスが終了する。その後、ぼかし処理信号が再び立ち上がり、x 軸と y 軸方向のぼかし処理に移行する。

次の節で、ここで提案した反応拡散プロセッサアーキテクチャの FPGA 実装と動作結果について説明する。

2.7 実装結果

2.7.1 一次元 RD プロセッサの実装結果

表 2.1 に一次元 RD プロセッサの仕様を示す。メインメモリには符号無し 8 ビット深度の値が各セルに格納されている。フィルタ出力の段階では符号ありの 8 ビットの値が生成されるが、アンプ部で増幅し、符号無しの 8 ビットの値に変換する。今回は簡単のため、アンプ部をシグモイド関数ではなく、ステップ関数で実装した。ここでは、フィルタの出力値が負の場合は 0 に、0 の場合は 122、正の場合は 255 の三つの値に増幅する。

一次元 RD プロセッサを FPGA 実装した結果を図 2.23 に示す。入力信号としてステップ関数 (メモリアドレス 0 から 59 は値が 0、メモリアドレスが 60 から 119 は値が 255) を使用している。縦軸は更新の回数を示し、横軸は中央位置を揃えた入出力波形のセル数を示している。更新を重ねる毎に、入力されたステップ関数が波として左右に伝搬していく様子が観測できる。

表 2.1 一次元 RD プロセッサの仕様

Number of cells : 128
Depth : signed 8-bit
Total logic elements : 1,275
Total combinational functions: 1,044
Dedicated logic registers: 593
Total registers: 593
Total memory bits: 1,024

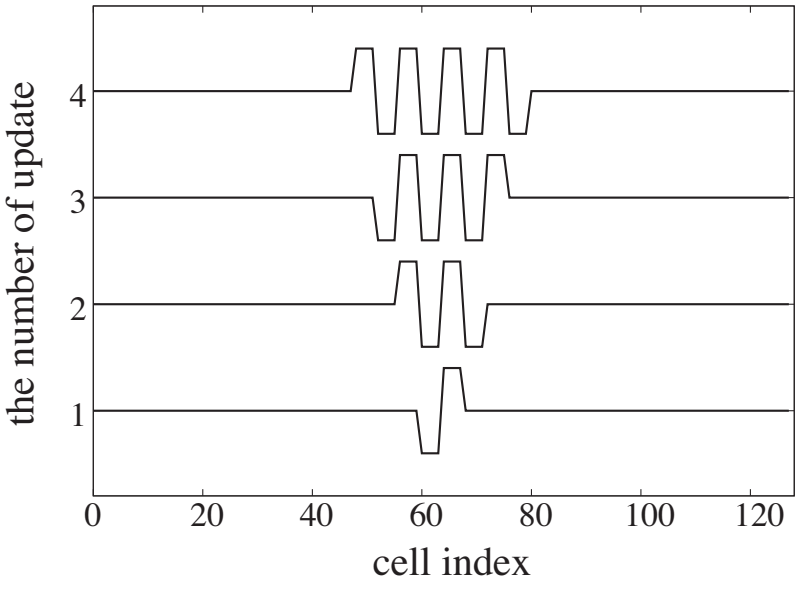

図 2.23　一次元 RD プロセッサの FPGA 実装結果

2.7.2　二次元 RD プロセッサの実装結果

表 2.2 に二次元 RD プロセッサの仕様を示す。二次元反応拡散プロセッサではニつのフィルタ部とアンプ部を並列して動作させる為、論理素子等のリソースは一次元反応拡散プロセッサのリソースのほぼ倍になっている。また、メインメモリに加え、タイミング調整の為の x 軸と y 軸の一時メモリを接続しているため、FPGA 内部に構成されるメモリ総量は一次元のものと比べ 3 倍程増えている。

図 2.24 に、インパルス信号を与え、更新を繰り返し行った結果を示す。画像の画素

表 2.2　二次元 RD プロセッサの仕様

Number of cells : 2025
Depth : signed 8-bit
Total logic elements : 2,493
Total combinational functions: 2,205
Dedicated logic registers: 894
Total registers: 894
Total memory bits: 49,152

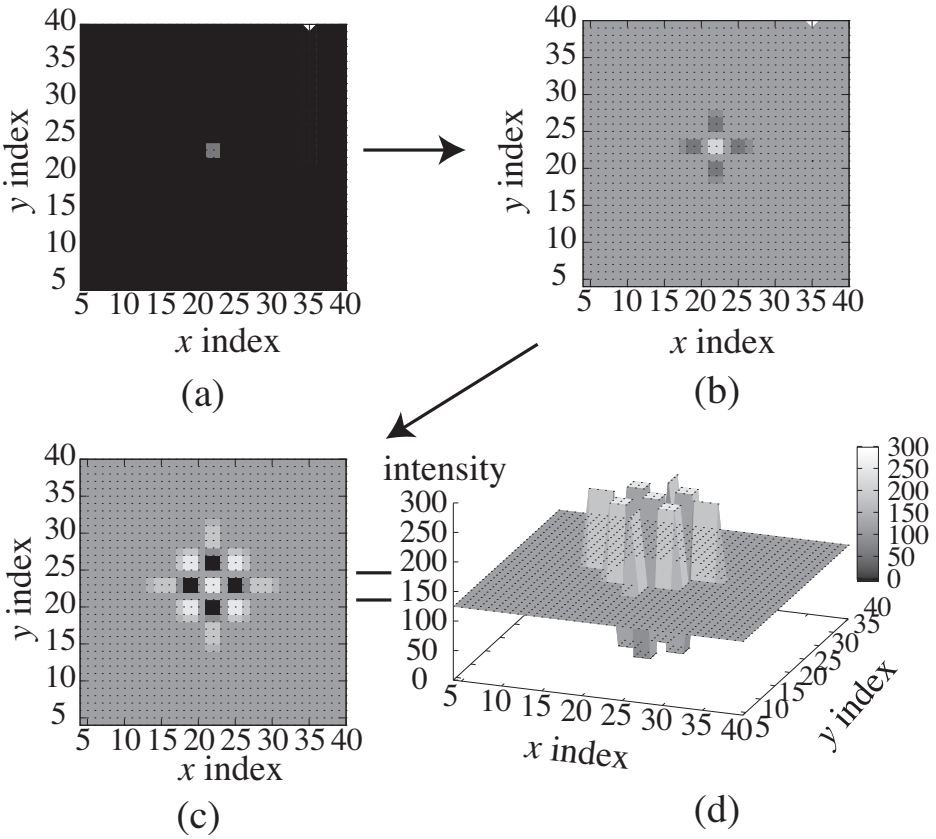

図 2.24 二次元 RD プロセッサの FPGA 実装結果: (a) 初期状態 (インパルス入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 更新二回目の三次元表示

値は z 軸に対応し、色の濃淡で表されている。はじめに、図 2.24 (a) のように画像の中心にインパルスを与えた。図 2.24 (b) は一回目、図 2.24 (c) は二回目の更新結果を、表しており、入力されたインパルスは、模様生成処理により、同心円状に縞が広がっていくのが確認できる。図 2.24 (d) は二回目の更新における三次元表示である。

図 2.25 に、画像全体を横に二分するようにステップ関数状の入力を与え、更新を繰り返し行った結果を示す。どのセルに対しても、y 軸方向は画像の変化が無いため、一次元反応拡散プロセッサと同様に x 軸方向にのみ変化が現れる。図 2.25 (b) は一回目の更新を示している。入力信号の数値が変化する領域、つまり画像中央位置付近から反応拡散が始まり、その他の領域は反応拡散過程の差分から増幅時に中間値をとる。また、末端の境界が内部の拡散に影響しないように固定されているため、画像の境界領域周辺も中間値になっている。図 2.25 (c) は二回目の更新を示しており、一回目の更新で、現れた縞パターンが、x 軸の左右方向に伝搬し始めていることがわかる。最後に

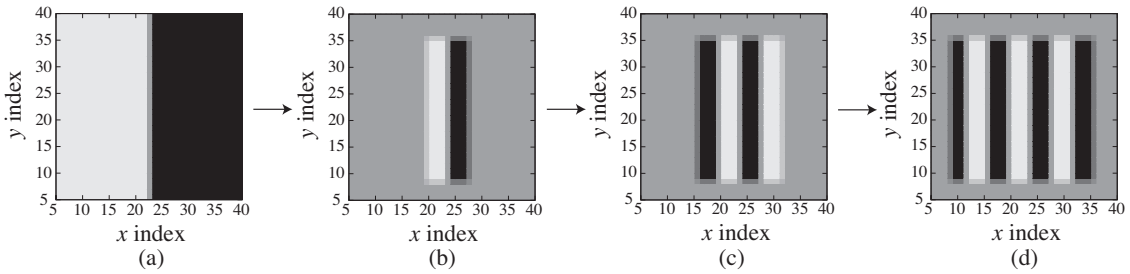

図 2.25　二次元反応拡散プロセッサの FPGA 実装結果: (a) 初期状態 (ステップ入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 安定状態

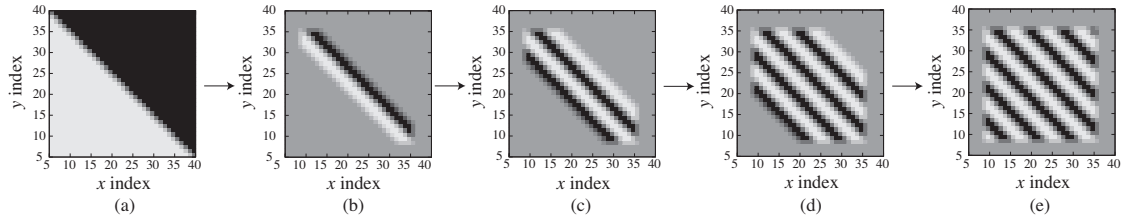

図 2.26　二次元反応拡散プロセッサの FPGA 実装結果: (a) 初期状態 (三角入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 更新三回目 (e) 安定状態

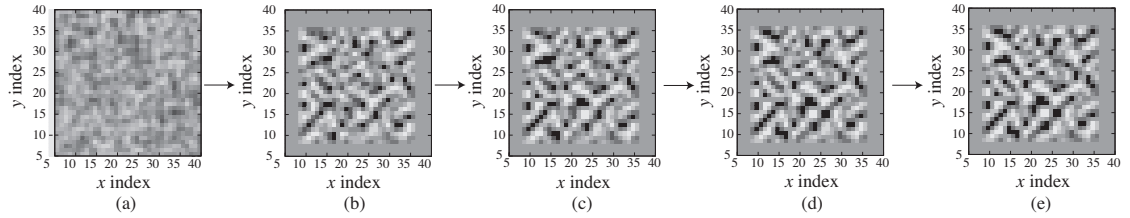

図 2.27　二次元反応拡散プロセッサの FPGA 実装結果: (a) 初期状態 (ゆらぎ入力) (b) 更新一回目 (c) 更新二回目 (d) 更新三回目 (e) 安定状態

図 2.25 (d) は、縞パターンの形成が終わり安定状態になった画像を示している。

図 2.26 に、画像を斜めに二分するようにステップ関数状の入力を与え、更新を繰り返した結果を示す。斜め方向に縞パターンが、伝搬している様子が観測できる。最後に図 2.26 (e) に安定状態を示す。斜めの縞パターンの形成が終わり、これ以上の画像の変化は無くなる。

図 2.27 に、ゆらぎパターンを入力し更新を行った結果を示す。これまでの入力と違い、極値化された値ではなく 0 から 255 の間の乱数を各セルに入力している。図 2.27

(b) は一回目、図 2.27 (c) は二回目、図 2.27 (d) は三回目の更新を示している。一回目の更新で形成されたパターンがさらに模様生成プロセスを経て、安定状態に近づいている。増幅回路がステップ関数のような特性を持っているため、極値化され、縞、斑点パターンが早い段階で形成されている。最後に図 2.27 (e) に安定状態を示す。

2.7.3 C シミュレーションと FPGA プロセッサの生成模様の比較

図 2.28 に、図 2.25 と図 2.26 の RD プロセッサの FPGA 実装結果と C シミュレーションとの比較を示す。比較に用いた平均二乗誤差 (MSE) は以下のように定義される。

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{Y}_i - Y_i)^2, \tag{2.8}$$

ここで n は各画像の画素数、$\hat{Y}$ シミュレーション出力画像、Y は FPGA の出力画像を表している。画像全体のデータサイズは 45×45 で定義されているが、実際に有効とされる領域はフィルタ処理に使われる 8 ピクセル分の領域を上下左右から差し引いた

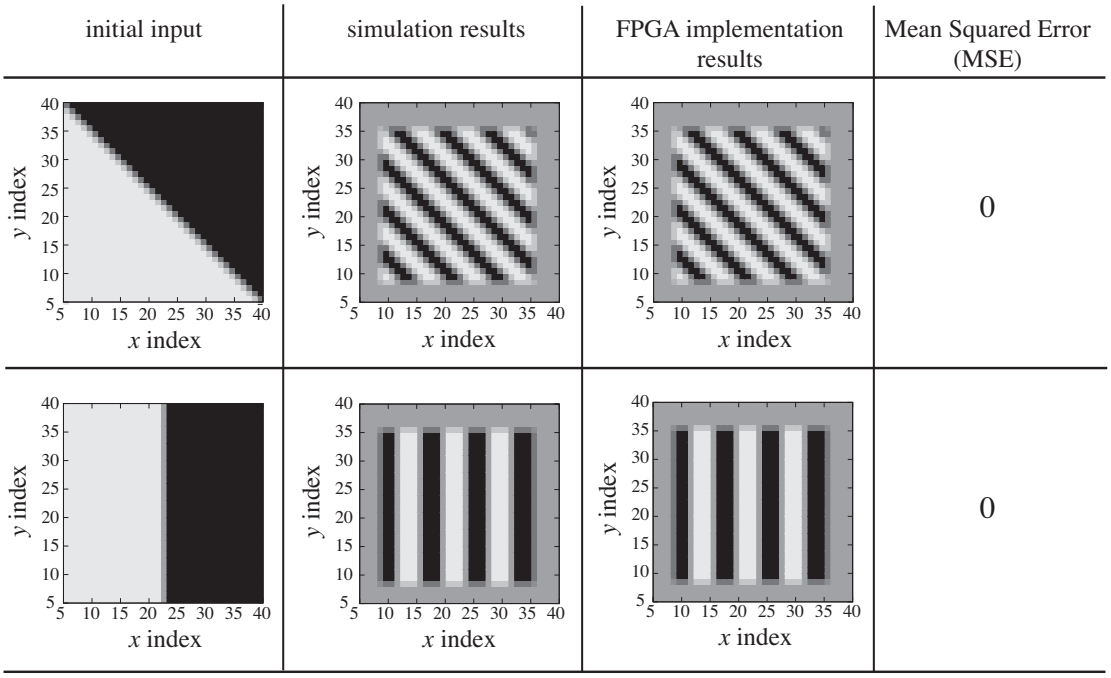

図 2.28 反応拡散の出力の比較。第一カラムは入力画像、第二カラムはシミュレーションによる反応拡散後の画像、第三カラムは FPGA 実装した反応拡散プロセッサによる出力画像、第四カラムは、二つの出力画像間の二乗誤差 (MSE)。

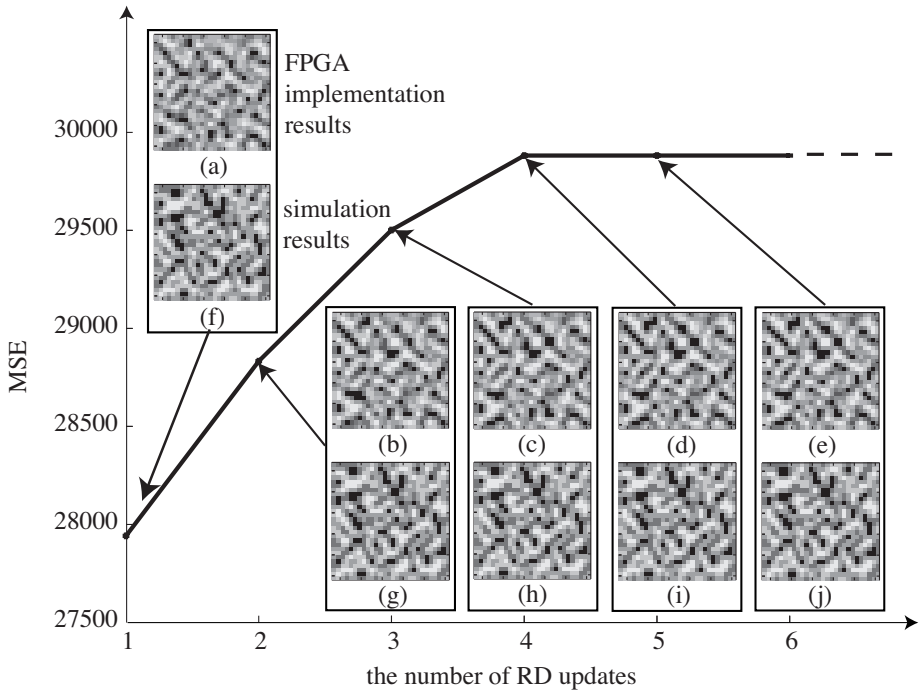

図 2.29　反応拡散の出力の比較。x 軸は反応拡散プロセスの更新回数，y 軸はシミュレーション結果 (a)–(e) と実装結果 (f)–(j) の二乗誤差 (MSE) を表す。

29×29 となる。従って、MSE の最大値は 65,025 となる。全く同一のシミュレーションと FPGA の出力画像だと、MSE は 0 となる。図 2.29 は同一のパラメータで定義されている模様生成シミュレーションと RD プロセッサに対し、図 2.27 と同じゆらぎパターンを初期入力として与え、安定状態に達するまで更新した際に計算された MSE の比較を示している。図 2.29 (a)-(e) はシミュレーション、図 2.29 (f)-(j) は FPGA 実装の結果を示している。一回目の更新後、MSE は 27,942 となり、以降、更新を繰り返す度に MSE は増加していく。四回目の更新で MSE は最大値 65,025 のおよそ 47% にあたる 29,882 に到達する。この差は、コンビュータシミュレーション (32 ビット) と FPGA に実装したプロセッサ (8 ビット) の数値表現の違いにより生じると考えられる。五回目の更新以降は MSE に違いが現れなくなり、安定状態になった。

2.8 結言

本章では、ゆらぎと模様生成処理を利用することで、統計分析に耐性を持たせたステガノグラフィを元に、よりシンプルなダイナミクスを有する模様生成処理機構を用いたシミュレーションと FPGA 実装を行った。従来のステガノグラフィは、統計分析などを用いたステガナリシスにより、メッセージの有無を知られる危険性がある。そこで、メッセージを画像に埋め込み後、共に模様生成処理を施して馴染ませることで統計分析に耐性を持たせる RD ステガノグラフィが提案されている。

この RD ステガノグラフィのハードウェア化に向け、より計算コストが抑えられ、且つ模様生成処理が可能な、反応拡散セルオートマトン (RD CA) モデルを用いたシミュレーションを示した。次に、この RD CA モデルを利用したステガノグラフィ通信アルゴリズムの改良案を提案した。そして、QR コードメッセージの埋込、取り出し、読取テストを行ったところ、99% 確率で読み取りに成功し、十分に実用可能であることを示した。

次に、RD ステガノグラフィのために、RD CA モデルを利用した模様生成アーキテクチャを提案し、FPGA 実装した。実装した回路の模様生成パターンと、シミュレーションで生成したパターンを比較して、ゆらぎ画像以外では同じ画像が生成されたことを確認した。ステップ関数を滑らかにし、生成できる模様数増やし、メモリ容量を増やすことで、より大きな画像を用いたステガノグラフィ通信が可能になると考える。また、FPGA 実装した RD CA モデルは他の模様生成処理を必要とするアプリケーションにも利用できると考える。

これにより、ゆらぎと生物的パターン生成処理機構を利用する応用例を示した。

参考文献

[1] L. Saunoriene, and M. Ragulskis “A secure steganographic communication algorithm based on self-organizing patterns,” *Phys. Rev. E*, vol.84, issue 5, article no. 056213, 2011.

[2] P. Palevicius, L. Saunoriene, and M. Ragulskis “A secure communication system based on self-organizing patterns,” in *Proc. of the 2012 Int. Conf. on Security and Management (SAM'12)*, p.421, 2012.

[3] Y. Suzuki, T. Takayama, I. Motoike, and T. Asai, “Striped and spotted pattern generation on reaction-diffusion cellular automata: Theory and lsi implementation,” *Int. J. Unconv. Comput.*, vol. 3, pp. 1–13, 2007.

[4] T. Asai and I.N. Motoike, “Self-organizing striped and spotted patterns on a discrete reaction-diffusion model,” *Nonlinear Theory and Its Applications*, vol. 2, no. 3, pp. 363–371, 2011.

[5] A. M. Turing, “The chemical basis of morphogenesis,” *Phil. Trans. R. Soc. Lond B.*, vol. 237, pp. 37–72, 1952.

[6] G. Nicolis and I. Prigogine, *Self-organization in Nonequilibrium Systems — From Dissipative Structures to Order through Fluctuations,* John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, 1977.

[7] Y. Oono and S. Puri, “Study of phase-separation dynamics by use of cell dynamical systems. I. Modeling,” *Phys. Rev. A,*, vol. 38, no. 1, pp. 434–453, 1988.

[8] I. Epstein and J. Pojman, *An introduction to nonlinear chemical dynamics,* Oxford University press, Oxford, 1998.

[9] A. De Wit, *Spatial patterns and spatiotemporal dynamics in chemical systems, Adv. Chem. Phys.,* vol. 109, pp. 435–513, 1999.

[10] P. Ball, *The Self-Made Tapestry: Pattern Formation in Nature,* Oxford University press, Oxford, 2001.

[11] J. D. Murray, *Mathematical Biology II (3rd Ed.),* ch. 2, pp. 75, Springer, New York, 2002.

[12] D. A. Young ,"A local activator-inhibitor model of vertebrate skin patterns," *Math. Biosci.*, vol. 72, pp. 51–58, 1984.

[13] M. Markus and B. Hess, "Isotropic cellular automaton for modeling excitable media," *Nature.*, vol. 347, no. 6288, pp. 56–58, 1984.

[14] M. Gehardt and H. Schuster,"A cellular automaton describing the formation of spatially ordered structures in chemical systems," *Physica D.*, vol. 36, pp. 209–221, 1989.

[15] H. Schepers and M. Markus,"Two types of performance of anisotropic cellular automaton: stationary (Turing) patterns and spiral waves," *Physica A.*, vol. 188, pp. 337–343, 1992.

[16] J. R. Weimar, J. J. Tyson, and L. T. Watson,"Diffusion and wave propagation in cellular automata models for excitable media," *Physica D.*, vol. 55, pp. 309–327, 1992.

[17] Y. -N. Wu, P. -J. Wang, C. -J. Hou, C. -S. Liu, and Z. -G. Zhu,"Turing patterns in a reaction-diffusion system," *Commun. Theor. Phys.*, vol. 45, no. 4, pp. 761–764, 2006.

[18] N. F. Johnson and S. Jajodia, "Exploring steganography: seeing the unseen," *IEEE computer*, vol. 31, no. 2, pp. 26–34, 1998.

[19] R. J. Anderson and F. A. P. Petitcolas, "On the limits of steganography," *Selected Areas in Communications IEEE Journal on*, vol. 16, no. 4, pp. 474–481, 1998.

[20] J. Fridrich and R. Du, "Secure steganographic methods for palette images," *Information Hiding*, Springer Berlin Heidelberg, 2000.

[21] C.-K. Chan and L. M. Cheng, "Hiding data in images by simple LSB substitution" *Pattern Recognit.*, vol. 37, no. 3, pp. 469–474. 2004.

[22] S. Mahmoudpour and S. Mirzakuchaki, “Hardware architecture for a message hiding algorithm with novel randomizers,” *International Journal of Computer Applications.,* vol. 37, no. 8. pp. 46–53. 2012.

[23] G. J. Kumar and U. N. S. Devi, “FPGA hardware LSB steganography technique based on the lifting scheme,” *International Journal of Engineering.,* vol. 2, no. 8, 2013.

[24] “Focus: Hiding Secrets in Spontaneous Patterns,” http://physics.aps.org/articles/v4/96.

[25] 冨松佑貴，新田勝啓,“ QR コードの理論とプログラムの制作，”岡山理科大学, 2011

[26] 荒木英夫，久津輪敏郎，原嶋勝美,“ FPGA による組込み制御を目的としたプロセッサシステムの実装と評価，電子情報通信学会論文誌. C ，エレクトロニクス J86・C(8) ， pp. 799・807， 2003.

第3章　Chua発振器におけるカオス共鳴

3.1　緒言

微細化が進む半導体技術は、システム動作の安定性に障害をもたらすものとして、素子バラツキや環境雑音を除去する方向で進歩してきた [1]。一方で、生体は外部の熱雑音等を有効に利用して情報処理をしていることが知られている [2–10]。このことから、雑音を取り除くことに注力するのではなく、むしろ積極的に利用する工学研究が盛んに行われている [11–17]。

雑音が有効に利用されている現象の一例として、確率共鳴現象が挙げられる。「確率共鳴」現象は、ある系 (二重井戸型のような閾値が存在する系) に対し、本来は状態を切り替えられないような閾値下の入力に適度な雑音が重畳することで、確率的に閾値を超えて系が動作可能になる現象である。生物は自らが生み出す雑音を効果的に利用し、「確率共鳴」現象を起こして情報処理を行っていることが知られており、このメカニズムに関する研究が行われている [18, 19]。そこでまず、生物のような複雑な系ではなく、より単純な系を用いて、内部雑音を利用して確率共鳴に類似する現象を観測することを考える。本章では、系内部でゆらぎを生成するカオス系に着目した。

近年、内部の雑音を利用する「確率共鳴」現象である、カオス共鳴と呼ばれる現象が注目されている [20–25]。カオス共鳴は、系に閾値下の微弱信号が入力されている時に、内部のゆらぎが重畳することによって閾値を超え、状態遷移が可能になる現象である。カオス共鳴を起こす為には、(i) 系の状態に対応づけ可能な複数のストレンジアトラクターを持っており、(ii) 閾値下の信号を印加することで状態遷移が可能な系であることが必要である。ダフィング、ローレンツ、ダブルスクロール系が上記二つの条件を満たす系として挙げられる。これらの中で、ローレンツ系とダブルスクロール系は自律系であり、ある系のパラメータ下では入力信号無しでアトラクター間を遷移させることが出来る。

ここで、入力信号振幅による状態遷移が起こらず、内部で生成されるカオスのゆら

ぎが大きくなり、それが信号に重畳して閾値を超えた時に状態遷移が起きるようなパラメータ設定が可能な系を使用することを考えた。本研究では、状態のトラップや遷移を起こす為に必要な上述の条件を満たす Chua 回路 [27, 28] をカオス共鳴の観測に使用した。そして、カオス共鳴の度合いと Chua 回路内に生成されるゆらぎの強さの関係を調べる為に、入出力相関値と SNR を算出する。

また、閾素子の並列フィードフォワードネットワークに対し、共通の閾値下の信号を入力し、外部雑音を加えて確率共鳴を起こすことで、閾素子単体での確率共鳴よりも入出力相関値のピークが高くなり、雑音強度が高い時も相関値の下降が鈍くなることが知られている (Array Enhanced Stochastic Resonance) [19, 29]。そこで、Chua 回路を一つの素子として並列フィードフォワードネットワークを構成し、このネットワークが相関値や SNR を向上させることをシミュレーションで確認する。

本章の構成は、以下の通りである。3.2 節では、確率共鳴現象のメカニズムを紹介する。3.3 節では、Chua 回路について示す。3.4 節では、カオス共鳴現象のシミュレーション結果を示す。3.5 節では、カオス共鳴現象の特性を示し、3.6 節にアナログ電子回路実装を示す。3.5 節を結言とする。

3.2　確率共鳴とカオス共鳴のメカニズム

3.2.1　二重井戸型ポテンシャル系における確率共鳴 [26]

二重井戸型ポテンシャルの確率共鳴の例として、次のようなダイナミクスを考える。

$$U(x,t) = -\frac{1}{2}x^2 + \frac{1}{4}x^4 + xA\sin(2\pi ft) + \xi(t) \tag{3.1}$$

最初の二項で作られる二重井戸型ポテンシャルを周期信号 $xA\sin(2\pi ft)$ で変形させる。$\xi(t)$ は外部雑音を表し、内部状態を揺らす。

$$< \xi(t)\xi(0) >= 2D\delta(t) \tag{3.2}$$

図 3.1 に示すように、周期信号振幅が 0 のときは閾が高く、内部状態の遷移は生じ無い (図 3.1 (a) と (c))。周期信号が最大値 (図 3.1 (b)) または最小値 (図 3.1 (d)) の時に、内部状態が一方の領域への閾値が下がる。信号の振幅が十分に大きい時は、閾が消失し、状態遷移が確実に起きる。ここでは、この閾が常に存在する、閾値下の振幅の信号を入力する。このときに、適度な外部雑音が重畳して内部状態がゆらぐことで、低くなった閾値を超えて状態遷移が確率的に可能になる (図 3.1 (b) から (c)、または図 3.1

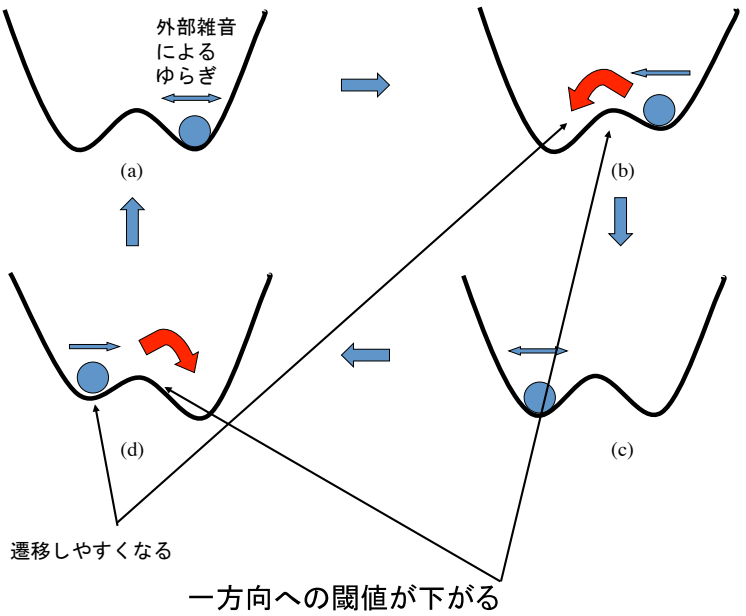

図 3.1 二重井戸型ポテンシャル系における確率共鳴

(d) から (a))。この雑音強度が不十分な場合は、閾値が低くなったとしても遷移することは出来ない。また、雑音強度が非常に強い場合は、閾値の高さに関係なく、内部状態は雑音によって状態遷移を起こすようになる。

これらの雑音強度の変化による正弦波入力と内部状態の信号 $U(x,t)$ の時系列波形は、適度な外部雑音が加わっている時の内部状態は、正弦波入力に追従する。

このような雑音による、閾値下の微弱信号を検知する能力を解析すると、雑音強度が弱い状態ではシステムが動かないが、適度な雑音強度の下ではシステムの性能がピークになる。そして、雑音強度がさらに強くなると、入力信号が雑音の中に埋もれてしまい、性能が低くなる。このような釣鐘型の特性は確率共鳴曲線と呼ばれる、雑音利用のシステムによく見られる特性である。

3.3 Chua 回路におけるカオス共鳴

Chua 回路 [27, 28] は Chua らにより提案された電子回路で、図 3.2 に示すように、二つのコンデンサ (C_1、C_2)、一つのコイル L、一つの抵抗 R、そして一つの非線形抵抗 N_R の 5 つの部品からなる単純な回路構成でありながら、二つの状態を有し、パラメータによってそれぞれの領域で多周期解、カオス状態、二つの領域を遷移する周期解な

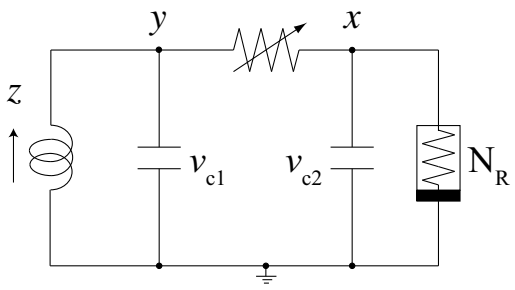

図 3.2　Chua 回路

ど、単体の回路で非常に多くの挙動を示す為に、カオスの研究に数多く用いられてきた。この Chua 回路に入力信号を印可することで、発振器内部で生成されるゆらぎが信号に重畳し、二つの領域を確率的に遷移するかシミュレーションおよび、解析を行った。

3.3.1　Chua 回路

Chua 回路のダイナミクスは無次元化すると

$$\begin{aligned} \dot{x} &= c_1(y - x - g(x)) \\ \dot{y} &= c_2(x - y + z) \\ \dot{z} &= -c_3 y \end{aligned}$$

のように表される。ここで、$c_{1,2,3}$ は系のパラメータを表す。$g(x)$ は負性抵抗項であり、

$$g(x) = m_0 x + \frac{1}{2}(m_1 - m_0)|x + B_{\mathrm{P}}| + \frac{1}{2}(m_0 - m_1)|x - B_{\mathrm{P}}|$$

と表される ($m_{0,1}$ および B_{P} は抵抗パラメータ (図 3.3))。

この回路のパラメータを $c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$, $B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$c_3 = 33$ に設定した時の動作を図 3.4、3.5 にそれぞれ示す。これらはパラメータが同じで、初期値によってどちらかの領域に状態がトラップされており、二つの状態を持つ Chua 回路が状態を保持できる事を示している。また、パラメータの c_3 のみを変化させた時の、$c_3 = 28$ のときの動作を図 3.6 に示す。これは、パラメータの変更によって二つの領域を確率的に遷移するようになっており、微弱信号が印可され、ゆらぎが重畳した時に確率的に状態が切り換えられる可能性を示している。c_3 を変化させると Chua 回路の振る舞いが大きく変わる事から、その分岐図を表したものを図 3.7 に示す。

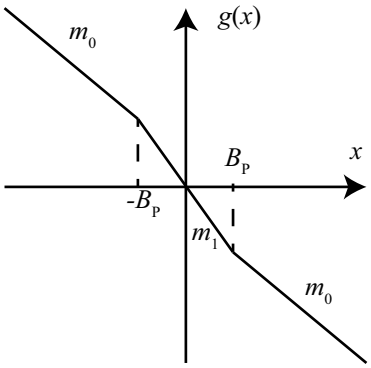

図 3.3 負性抵抗の特性

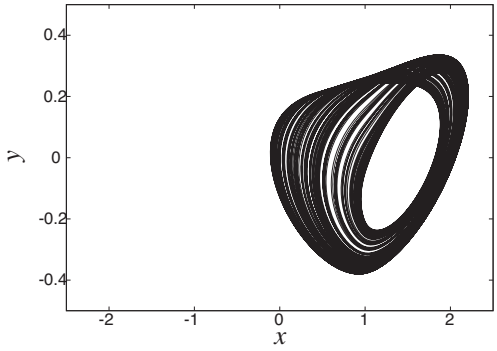

図 3.4 Chua 回路の動作 (負領域へのトラップ):$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$c_3 = 33$

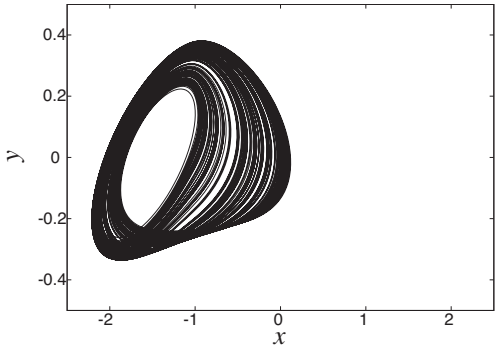

図 3.5 Chua 回路の動作 (正領域へのトラップ):$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$,$c_3 = 33$

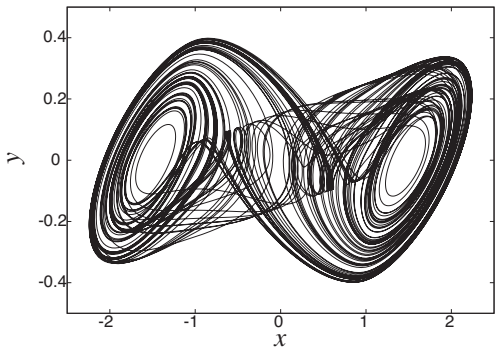

図 3.6　Chua 回路の動作 (ダブルスクロール・アトラクタ):$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$c_3 = 28$

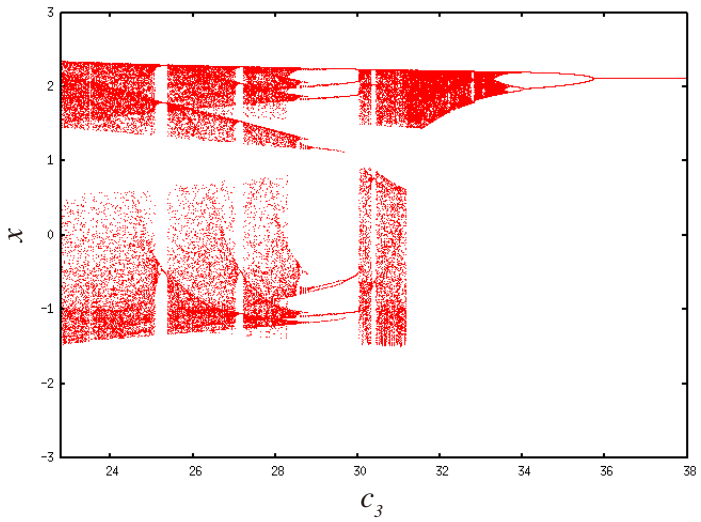

図 3.7　Chua 回路の c_3 をパラメータとした分岐図:$c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$

3.3.2 強制 Chua 回路を利用したカオス共鳴のシミュレーション方法

カオス共鳴を観測する為に、内部でカオスのゆらぎを生成する Chua 回路に、微弱な正弦波入力を加える (図 3.8 (a))。

強制 Chua 回路のダイナミクスは

$$\begin{aligned} \dot{x} &= c_1(y - x - g(x)) \\ \dot{y} &= c_2(x - y + z) \\ \dot{z} &= -c_3 y + A\sin(2\pi f t) \end{aligned}$$

のように表される。ここで、$A\sin(2\pi f t)$ は入力信号を表し (A : 振幅、 f : 周波数)、$c_{1,2,3}$ は系のパラメータ、$g(x)$ は負性抵抗項であり、

$$g(x) = m_0 x + \frac{1}{2}(m_1 - m_0)|x + B_{\mathrm{P}}| + \frac{1}{2}(m_0 - m_1)|x - B_{\mathrm{P}}|$$

と表される ($m_{0,1}$ および B_{P} は抵抗パラメータ)。アトラクター間の状態遷移を観測する為に、入力信号無しでは状態遷移が起こらないように発振器のパラメータを設定し、入力振幅 (A) を閾値よりやや低い値に設定した。次に、入力周波数 (f) を系のパラメータとして変化させた。

この設定の下で状態遷移を観測する事が可能であれば、それは入力信号強度ではなく Chua 回路が生成するカオスのゆらぎによって引き起こされていると考えられる。

また、確率共鳴では、並列フィードフォワードネットワークを構成する閾値素子群に対し微弱信号を入力し、外部雑音を重畳させることで、閾値素子単体のときよりも入出力相関値が向上することが知られている [29]。これは、各素子に独立した外部雑音源を用意して確率共鳴を起こし、加算平均出力の段階で、重畳した雑音が打ち消しあう為であり、素子数が増えるほど出力信号の雑音は取り除かれるためである。そこで、Chua 回路 (CU) の並列フィードフォワードネットワークを構築してカオス共鳴を起こした時に、ネットワークの特性が向上するかシミュレーションを行った。その為に、この Chua 回路のネットワークに共通の閾値下の信号を入力し、それぞれの回路の出力 ($x_1 \ldots x_N$) を足し合わせた後に平均化した信号を全体の出力信号として扱った (図 3.8 (b))。

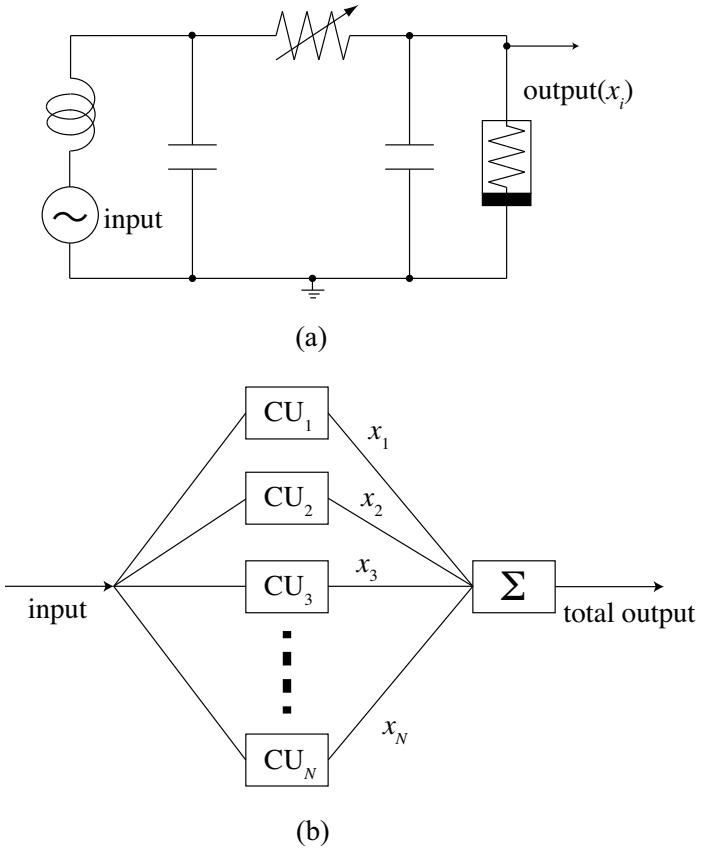

図 3.8　(a)：Chua 回路 (CU) (b)：Chua 回路 (CU) によるネットワーク

3.4　シミュレーション結果

3.4.1　強制 Chua 回路単体の状態のトラップと遷移

最初に Chua 回路の状態遷移が起きないようにパラメータを以下のように設定した: $c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$c_3 = 33$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$。次に入力信号強度 (A) を閾値を超えない程度の大きさである 2.7 に固定し、入力信号周波数 f をパラメータとして変化させた時の Chua 回路の動作を図 3.9 に示す。

図 3.9 に、入力信号周波数 (f) を 0.01 Hz(左２列) と 1.5 Hz（右１列）に設定した時の特性を示す。図 3.9 (a)–(c) は系の変数 (x と y) の位相平面を表している。図 3.9 (d)–(f) は出力信号 (x) と入力信号 $(A\sin(2\pi ft))$ の時系列波形を示している。図 3.9 (a)、(b)、(d)、(e) に示すように $f = 0.01$ Hz の時、x は入力信号に追従せず初期値によって左右どちらかのアトラクターにトラップされている。一方で図 3.9 (c) と (f) に示すように $f = 0.15$ Hz の時は、二つのアトラクター間のカオス的な状態遷移が起き、x が入力信

号に確率的に追従している様子が確認できる。

図 3.9 (g, h, i) は入出力相関値の時間ごとの変化を表しており、入出力相関を求める式は

$$\begin{aligned}&\text{correlation value}\\ &= \frac{\langle A\sin(2\pi ft)\cdot x(t)\rangle - \langle A\sin(2\pi ft)\rangle\langle x(t)\rangle}{\sqrt{\langle A\sin(2\pi ft)^2\rangle - \langle A\sin(2\pi ft)\rangle^2}\sqrt{\langle x(t)^2\rangle - \langle x(t)\rangle^2}}\end{aligned}$$

$$\langle X(t)\rangle \equiv \frac{1}{T}\int_{t-T}^{t} X(t)dt$$

のように表される。ここでは、時系列波形から相関値を求める時間間隔を $T = 10,000$ s に設定している。$f = 0.01$ Hz の時は系の状態がどちらか一つの方にトラップされ、状態遷移が起きないため、相関値が低くなっている (図 3.9(g, h))。一方で、 $f = 0.15$ Hz の時は、出力信号が確率的に入力信号に追従する為、入出力相関値が 0.25 と高くなっている (図 3.9 (i))。

図 3.9 (j)、(k)、(l) はパワースペクトラム $X(f)$ を表している。これは以下のように出力信号 $x(t)$ をフーリエ変換し、

$$X(f) = \frac{1}{2\pi}\left|\int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft}dt\right|^2$$

のように与えられる。 この時に、$x(t)$ の時系列波形の時間間隔とデータ数を揃え、これらの間で PSD の値について比較する事ができるようにした。ある入力周波数 f_0 における SNR は、

$$\mathrm{SNR} = 10\log_{10}\left(\frac{S(f_0)}{B(f_0)}\right)$$

のように与えられる。S と B は PSD のピークとノイズのバックグラウンドレベルをそれぞれ表している。

図 3.9 (j)、(k)、(l) の SNR を求めると、それぞれ 48 [dB]、47 [dB]、52 [dB] であり、確率的に状態遷移が生じるときは、片方のアトラクターにトラップされている時と比べて、4[dB] ほど SNR が高くなっている。また、片方のアトラクターにトラップされている時と状態遷移が起きている時では、入力周波数以外の 1 Hz 以下の周波数の PSD の値が約 40 [dB] も異なり、この周波数範囲のゆらぎ成分が系の状態遷移に寄与していると考えられる。

このように、入力周波数を変化させると Chua 回路の振る舞いに変化が生じることから、その様子を図 3.10 の分岐図で示す。図 3.9(a) と (b) で示したように、入力信号周

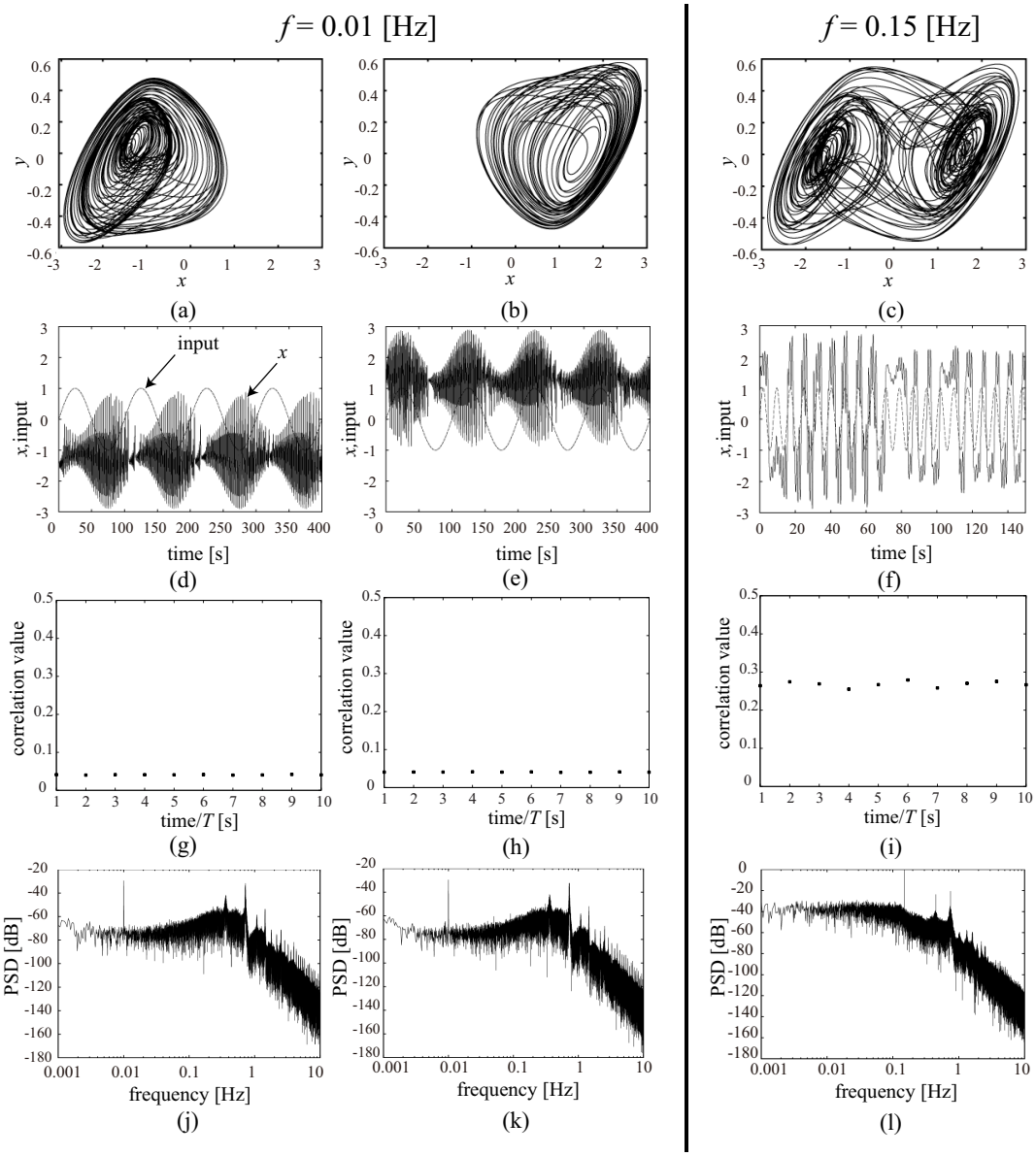

図 3.9　強制 Chua 回路のシミュレーション結果: 位相平面 (a、b、c)、x と入力信号の時系列波形 (d、e、f)、相関値 (g、h、i)、と PSD (j、k、l) ($f = 0.01$ Hz (a、b、d、e、g、h、j、k)、$f = 0.15$ Hz (c、f、i、l)、($c_1 = 15.6$、$c_2 = 1$、$c_3 = 33$、$B_P = 1$、$m_0 = -8/7$、$m_1 = -5/7$、$A = 2.7$))

波数が低い時はトラップされるが、ある程度高くなると、状態遷移が起きるようになり、$f > 1.3$Hz では再びトラップされる様子が確認できる。0.8Hz 付近では、Chua 回路の内部状態が発散する為、ここでは省く。この時の入出力信号周波数と入出力相関値の特性を図 3.11 に示す。これらの様子から、生成されるゆらぎ強度は入力信号周波

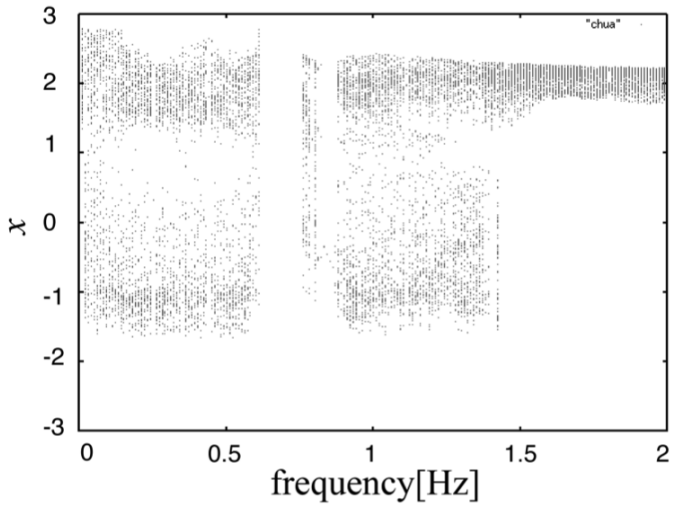

図 3.10 Chua 回路の分岐図

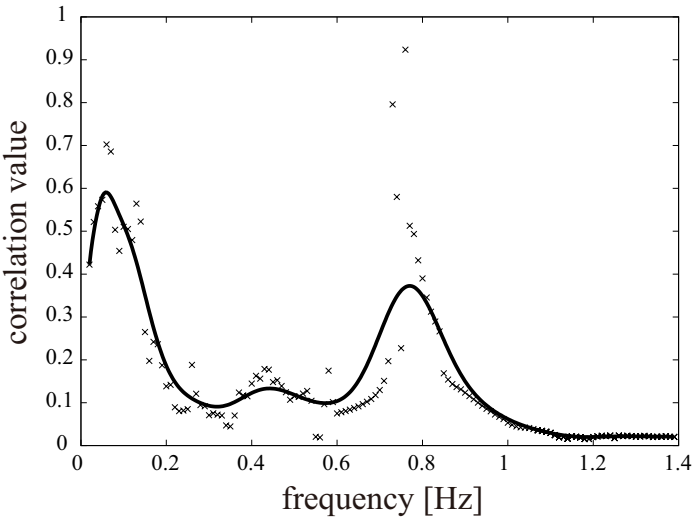

図 3.11 Chua 回路の入出力相関値対入力周波数特性

数に対し線形ではないことがわかる。以上、本節では、Chua 回路に閾値下の信号を印加した時の動作について説明した。

次節では入力周波数をパラメータとする入出力相関値と SNR の関係を見る事で、共鳴の度合いの定量的な評価を行なう。

3.5　強制 Chua 回路におけるカオス共鳴の評価

3.5.1　強制 Chua 回路単体におけるカオス共鳴の評価

カオス共鳴における共鳴の度合いと、Chua 回路内部で生成されるゆらぎ強度の関係についての評価を行う。一般的な確率共鳴では、雑音源が外部に存在している為、雑音強度の制御が容易である。一方で、カオス共鳴のように、系内部でゆらぎが生成される場合、ゆらぎ成分のみを取り出したり制御することは容易ではない。また、前節の図 3.11 で説明したように、入力信号周波数をパラメータとして特性が変化していくが、それにともなってゆらぎの強さが線形に変化しない。本研究では、ゆらぎ成分は出力信号から入力信号に重畳して得られるのみである。

出力信号のパワースペクトラムを全周波数において積分すると、入力信号と重畳するカオスのゆらぎを含む出力信号のエネルギーが算出される。ここで、入力信号は一本の細いピークを持つスペクトルであり、全出力信号エネルギーに占める割合の中で無視できるほど低いことから、入力信号周波数を含む範囲の PSD を積分した出力信号パワーをゆらぎ量として扱った。入力周波数を 0.01 Hz から 1.5 Hz まで、0.01 Hz 間隔で変化させ、それぞれの出力信号パワーを

$$\text{the signal power} = \int_{0.01}^{50} X(f)df$$

のように、出力信号のパワースペクトラム関数 $X(f)$ を周波数 0.01 Hz から 50 Hz の範囲で積分して求めた。このようにして求めた出力信号パワー (signal power) を確率共鳴における雑音強度と見なし、入出力相関値や SNR との関係を求めていく。

図 3.12 は入出力相関値と出力信号パワーの特性図を示している。入出力相関値は、出力信号パワーが弱い時は低く、出力信号パワーと共に上昇し、出力信号パワーが強くなると再び減少していった。カオス系が内部で生成するゆらぎ (出力信号パワー) が最適な量の時に相関値が最も高くなっていることから、入出力相関値と出力信号パワーの関係において確率共鳴曲線に対応するような特性が得られた。これにより、Chua 回路に入力信号を印可し、ある入力信号周波数では系内部のゆらぎが程よく重畳し、状態遷移が確率的に生じるようになる事が示された。

ここで、Chua 回路の入力信号振幅 A の依存性についてシミュレーションを行った。図 3.13 において、x 軸は出力信号パワー、y 軸は 0.3 から 3.0 まで、0.3 間隔で増やした入力信号振幅 A、z 軸は入出力相関値を表す。A が低い間は、Chua 回路の状態遷移が起きないため、入出力相関値が低く、状態遷移が起きるようになると、入出力相関値

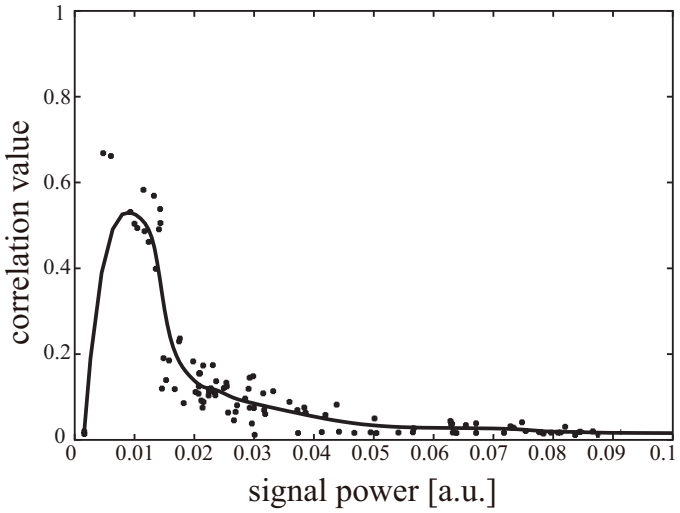

図 3.12 Chua 回路単体における入出力相関値 対 信号パワー特性

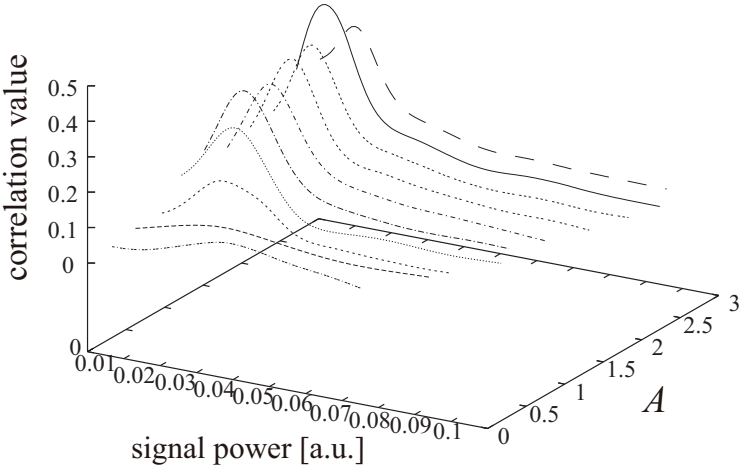

図 3.13 Chua 回路単体における入力信号強度依存性

にピークが現れるようになる。特に、$A = 2.7$ の時にピークが最大になり、適切な信号振幅のときに状態遷移が適切に生じるようになる。

次に Chua 回路の SNR と出力信号パワーの特性を求める。その際に出力信号 x を閾関数に通して、どちらのアトラクターに状態が存在するかの二値信号 (1 または -1) に変換し、状態遷移が生じているときのみ評価できるようにした。つまり、系の状態がどちらかのアトラクターにトラップされていると SNR は算出できず、二つのアトラクター間を遷移している状態の時のみ算出できる。このようにして得られた Chua 回路における SNR 対出力信号パワー特性を図 3.14 に示す。SNR においても、出力信号パ

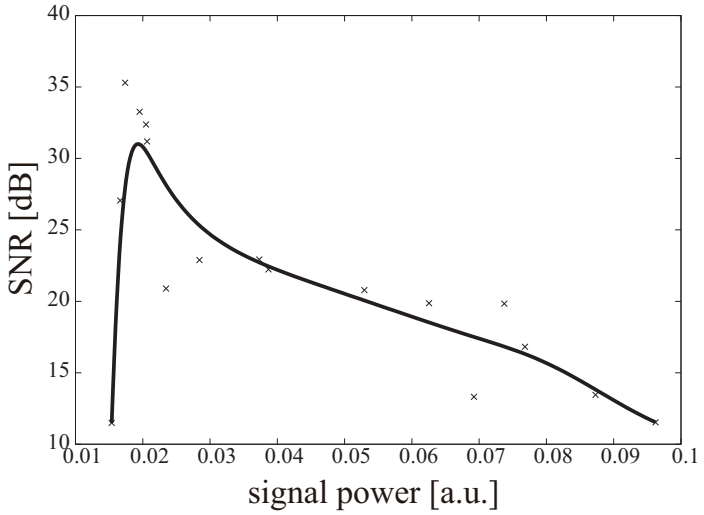

図 3.14　Chua 回路単体における SNR 対 信号パワー特性

ワーが小さい時は低く、出力信号パワーと共に上昇し、出力信号パワーが強くなると再び減少していく、確率共鳴曲線と同様なカオス共鳴の特性が得られた。

以上の結果から、単体の Chua 回路内部で生成されるゆらぎが閾値下の信号に重畳することで、カオス共鳴が生じ、状態遷移を引き起こしていることが定量的に示された。

3.5.2　強制 Chua 発振器集団によるカオス共鳴とその評価

確率共鳴では Array Enhanced Stochastic Resonance (AESR) と呼ばれる現象が報告されている [19, 29]。これは前述の通り、複数の閾素子によるフィードフォワードネットワークにおける確率共鳴現象で、単体の確率共鳴では信号検知の精度をピークにする為に雑音強度を適切に設定する必要があったが、AESR では、並列にする閾素子の数が増える分、雑音に対してロバストになり、ある程度の範囲の雑音強度において高い信号検出精度を保つ事が出来る。

本節では、カオス共鳴においても AESR と同様の事が起こりえるのか検証を行う。ここでは、Chua 回路を並列に配置し、共通の入力信号を加えた時のカオス共鳴について述べる。この Chua 回路のネットワークにおいて、入力信号と Chua 回路の平均出力信号 x_{mean} との相関値および SNR の算出を行った。Chua 回路ネットワークのゆらぎの強度は、前節の Chua 発振器単体の時と同様に、入力周波数を 0.01 Hz から 1.5 Hz まで、0.01 Hz 間隔で変化させ、各 Chua 回路の出力の加算平均 x_{mean} のパワースペクトラムを 0.01 Hz から 50 Hz の範囲で積分して求める。

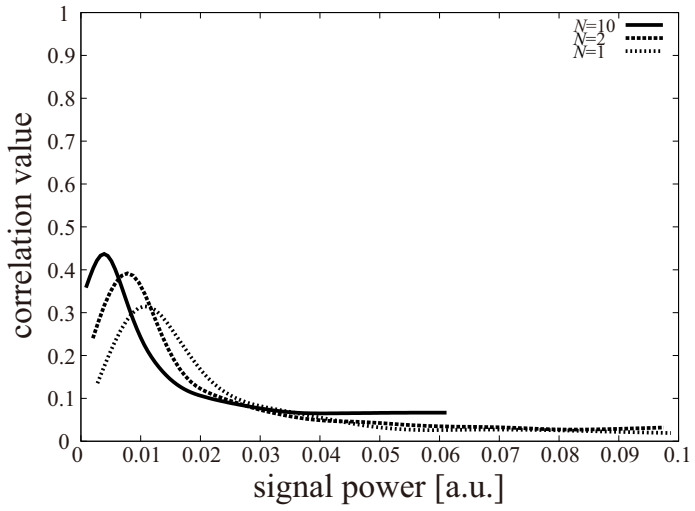

図 3.15 Chua 回路ネットワークにおける入出力相関値対出力信号パワー特性 ($N = 1$、2、10)

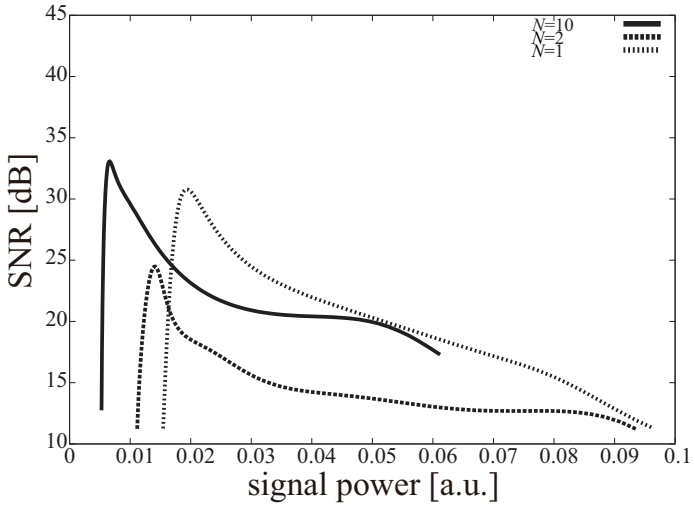

図 3.16 Chua 回路ネットワークにおける SNR 対出力信号パワー特性 ($N = 1$、2、10)

図 3.15 は並列化する Chua 回路の数 N が 1, 2, 10 の時の入出力相関値対出力信号パワー特性を示す。N が増加していくと、出力信号パワーが低い方に入出力相関値のピークが移動し、出力信号パワーが高くなると入出力相関値は下がるため、一見すると図 3.15 は従来の AESR と異なる結果を示しているように見える。これは、各 Chua 回路の出力信号 ($x_1 \ldots x_N$) を加算する際に重畳していたカオス的な内部ゆらぎ成分が打ち消されるためであり、入出力相関値が高い値を取る入力信号周波数の分布が全体的に信号パワーの高い方から、低い方へ移動する。

このため、確率共鳴のしきい素子ネットワークと同様に、Chua 発振器ネットワークもまた相関値を向上させていると考えられる。図 3.16 は Chua 発振器の数 N が 1, 2, 10 の時の SNR 対信号パワー特性を示している。SNR を算出する為に、各出力信号を閾関数に通して二値化 (1 または -1) した信号の平均値を利用した。SNR 特性もまた、Chua 回路の数が増えると出力信号パワーが低く、SNR の高い方に分布が移動していく。以上の結果から、AESR と同様に、内部ゆらぎを利用するカオス共鳴を引き起こす Chua 回路のネットワークが、入出力相関値や SNR を向上させる事が示された。

3.6　強制 Chua 回路のアナログ回路実装

前節ではシミュレーションで Chua 回路によるカオス共鳴の観測、定量的解析を行なった。本節では、工学応用のために、単体の Chua 回路をアナログ回路で実装し (図 3.17)、微弱信号に内部ゆらぎが重畳して動作する基本回路を示す。

回路部品は $c_1 = 10$ nF、$c_2 = 100$ nF、$L = 20$ mH、$R = 1.56$ kΩ であり、負性抵抗はオペアンプ TL082 を使用し、抵抗はそれぞれ $R_1 = R_2 = 220$ Ω、$R_3 = 2.2$ kΩ、$R_4 = R_5 = 22$ kΩ、$R_6 = 3.3$ kΩ を用いた。これにより、負性抵抗 (図 3.18) の特性のパラメータ $B_{P2} = 1.08$ V、$m_0 = -0.409$ mS、$m_1 = -0.756$ mS になる。ここで信号強度による状態遷移が起こらない程度の振幅 $A = 0.015$ V の入力正弦波信号を印加する。また、この Chua 回路の出力信号は v_{C1} とする。

前述までと同様に、入力信号周波数 f をパラメータとして変化させた時の様子を図 3.19–3.24 に示す。図 3.19–3.23 は v_{C1} ー v_{C2} の位相平面であり、図 3.20–3.24 は周期外力 $Asin(2\pi ft))$ と v_{C1} の時系列波形を示す。入力信号周波数 f が低いときにはアトラクターの遷移を観測出来なかった (図 3.19–3.21($f = 40$ Hz))。この時、Chua 回路の内部状態は初期値によって二つのアトラクタのどちらか一方にトラップされる。

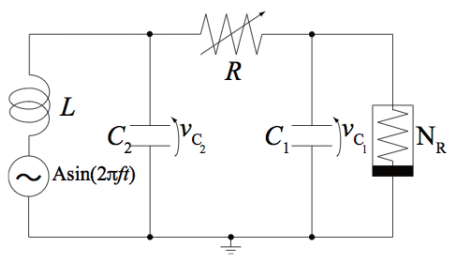

図 3.17　Chua 回路の回路実装

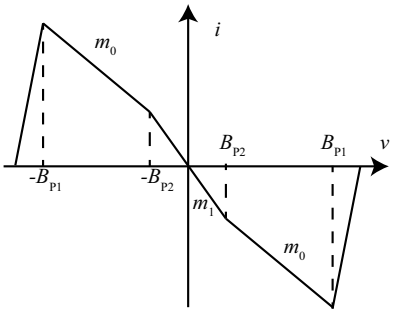

図 3.18 負性抵抗の特性

さらに入力信号周波数を上げていき、$f = 140$ Hz の時の回路の応答を図 3.23–3.24 に示す。この時は、図 3.19–3.22 の時とは異なる挙動を示し、二つのアトラクタが融合して二領域間を状態遷移するようになる。時系列データからも、出力信号 v_{C1} が外力に追従して確率的に遷移している様子を確認出来る。入力信号振幅ではなく、Chua 回路が内部で生成するゆらぎが重畳する事で状態が確率的に遷移している。これは、シミュレーション結果で示したように、カオス共鳴によるものと考えられる。以上の結果から、内部ゆらぎを利用する電子回路が実装できることを示した。

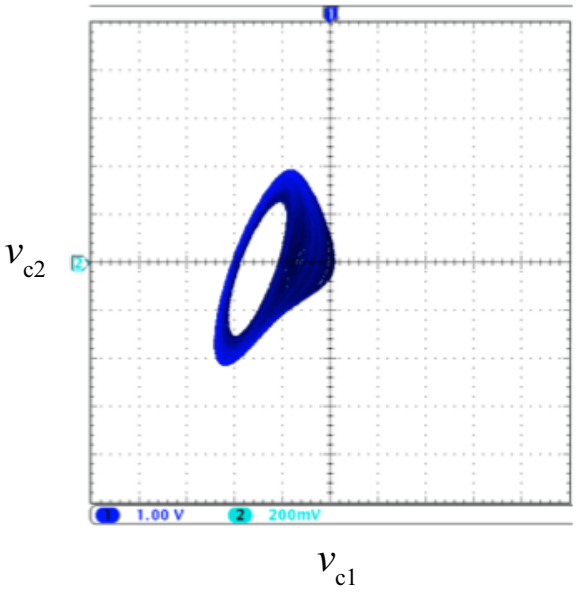

図 3.19 Chua 回路の位相平面 (負領域でのトラップ):$f = 40$ Hz

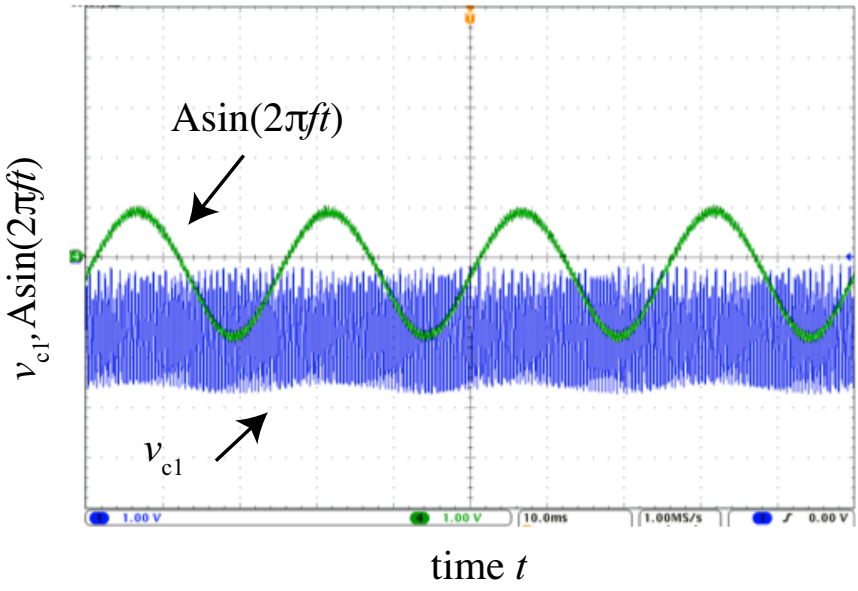

図 3.20　Chua 回路の時系列波形 (負領域でのトラップ):$f = 40$ Hz

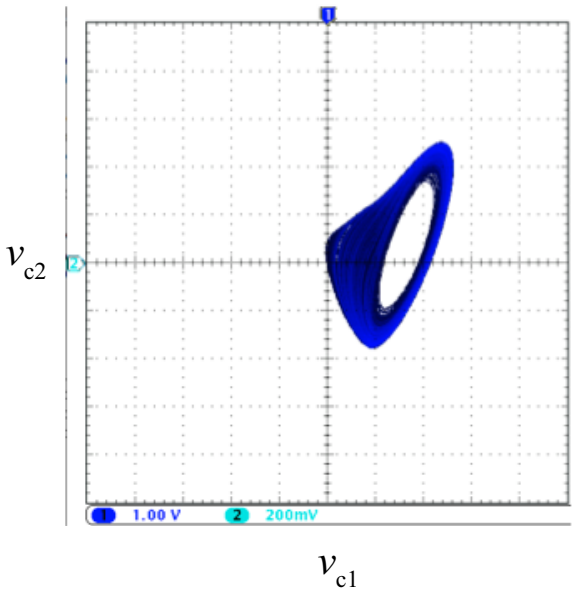

図 3.21　Chua 回路の位相平面 (正領域でのトラップ):$f = 40$ Hz

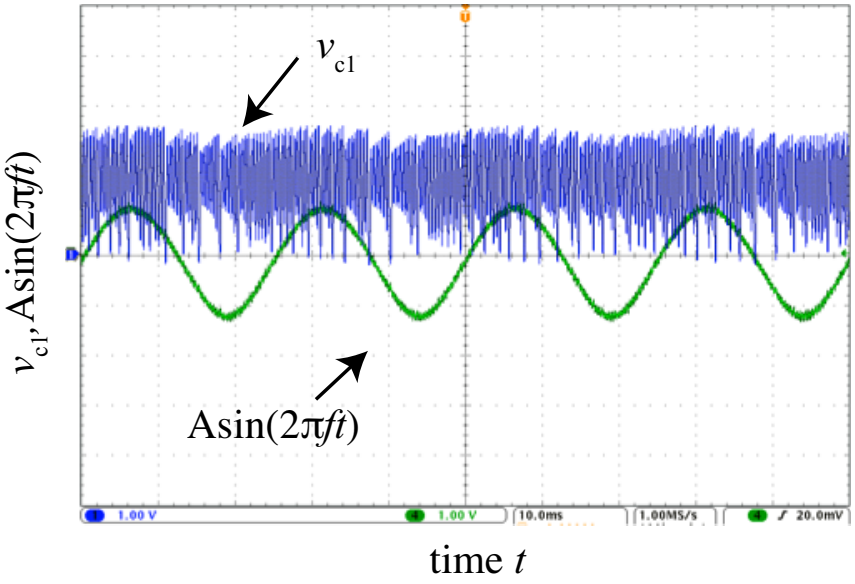

図 3.22 Chua 回路の時系列波形 (正領域でのトラップ):$f = 40$ Hz

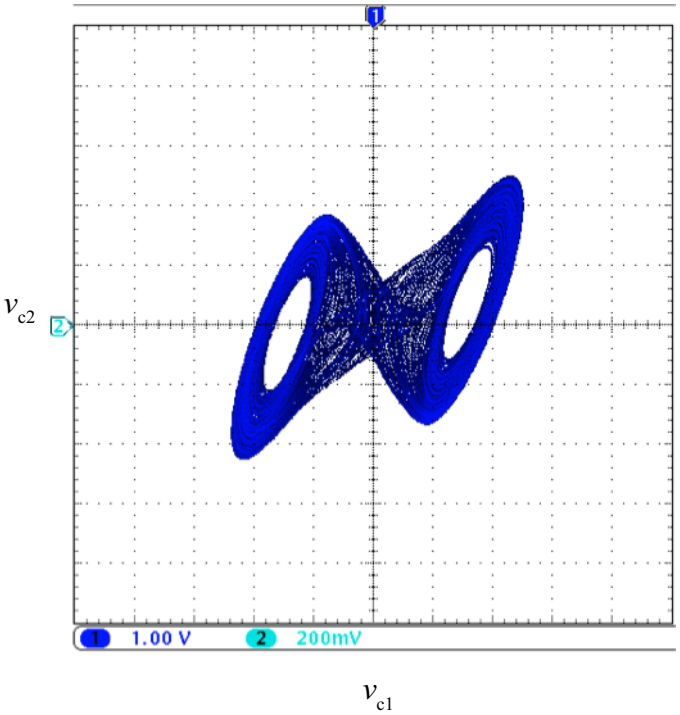

図 3.23 Chua 回路の位相平面 (ダブルスクロール):$f = 140$ Hz

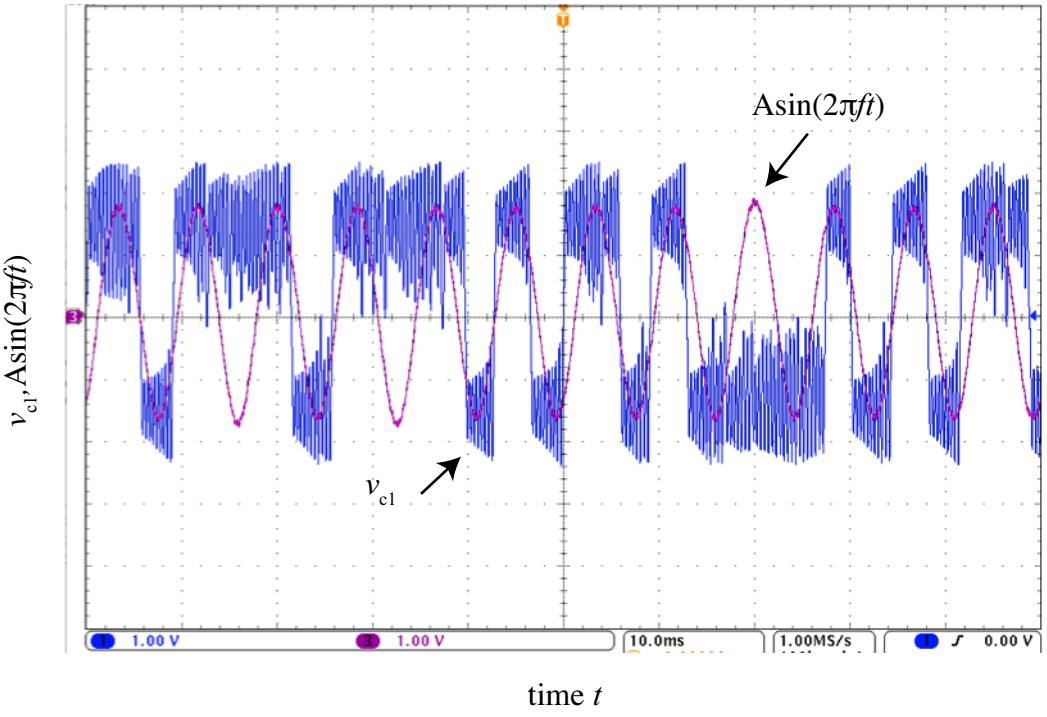

図 3.24　Chua 回路の時系列波形 (ダブルスクロール):$f = 140$ Hz

3.7 結言

本研究では、Chua 回路に閾値下の入力信号を加え、入力信号周波数を系のパラメータとして変更し、内部ゆらぎを利用する確率共鳴 (カオス共鳴) の実験を行った。ある入力信号周波数領域では Chua 回路の出力信号が一方のアトラクターにトラップされたが、その他の入力周波数領域では、内部でゆらぎが十分に重畳するようになり、出力信号が入力信号に確率的に追従するようになった。そこで、カオス共鳴の度合いと Chua 回路が生成するゆらぎの強さの関係について定量的に考察する為、入出力相関値と SNR の算出を行った。その為に内部で生成されるゆらぎを出力信号のパワーから求めた。これは、確率共鳴では外部雑音源として制御が容易なものが使用されていたが、内部のゆらぎを利用するカオス共鳴において、そのゆらぎ成分のみを分離し、制御する事が難しい為である。解析の結果、カオス共鳴においても確率共鳴曲線に類似する入出力相関値、SNR の特性が得られた。

さらに、Chua 回路による並列フィードフォワードネットワークを構成し、入出力相関値、SNR の解析を行った。Chua 回路の数が増えると、入出力相関値と SNR の分布が、信号パワーが低く、入出力相関値や SNR の値が高い方に移動する特性が得られた。これは、加算平均の出力信号では、ゆらぎ成分がキャンセルされるためであり、カオス共鳴を起こす回路の並列フィードフォワードネットワークもまた入出力相関値と SNR を向上させることがわかった。

以上の結果から、内部雑音を利用することで、外部雑音を利用する従来の確率共鳴と同等な現象が起きることを示した。

カオス共鳴を利用した工学応用として、二つのアトラクターを系の状態に対応させ、カオス共鳴を利用する事によって、動的なメモリを構成できると考えられる。例えば、入力信号が十分大きい時はメモリの書き換えは正常に行われるが、低消費電力化を進める際に入力信号が微弱になり、さらに閾値ばらつき等のため書き換えミスが生じるようになる。そこで、動的メモリでは内部で生成されるゆらぎが微弱信号に重畳することによって閾を確率的に越えるようになり、書き換えを行う事が可能になる。そして、閾値ばらつきに対しても、動的メモリを並列化することによって書き換えの成功率をあげることができると考えられる。

本章では内部ゆらぎとしてカオスを利用したが、これを、ナノワイヤーや単電子トランジスタなどに代表される、ナノスケールデバイスにおいて影響が大きい量子ゆらぎに置き換えることで、量子ゆらぎが微弱信号に重畳して確率共鳴を引き起こし、動作させることが可能になると考えられる。またこのようなナノスケールデバイスによ

る並列フィードフォワードネットワークを構築することによって、ばらつきにも耐性を持った低消費電力論理回路が構成できると考えられる。

参考文献

[1] D. Abbott, "Overview: Unsolved problems of noise and fluctuations," *Chaos*, vol. 11, no. 3, pp. 526–538, 2008.

[2] T. Shimozawa, "The aerodynamics and sensory physiology of range fractionation in the cercal filiform sensilla of the cricket Gryllus bimaculatus," *J. Comp. Physiol. A*, vol. 155, no. 4, pp. 495-505, 1984

[3] J.K. Douglass, L. Wilkens, E. Pantazelou, and F. Moss, "Noise enhancement of information transfer in crayfish mechanoreceptors by stochastic resonance," *Nature*, vol. 365, no. 23, pp. 337-340, 1993.

[4] D.J. Mar, C.C. Chow, W. Gerstner, R.W. Adams, and J.J. Collins, "Noise shaping in populations of coupled model neurons," *Neurobiol.*, vol. 96, no. 18, pp. 10450-10455, 1999.

[5] T. Mori and S. Kai, "Noise-induced entrainment and stochastic resonance in human brain waves," *Phys. Rev. Lett.*, vol. 88, no. 21, 218101, 2002.

[6] M.C.W. van Rossum, B.J. O'Brien, and R.G. Smith, "Effects of noise on the spike timing precision of retinal ganglion cells," *J. Neurophysiol.*, vol. 89, no. 5, pp. 2406-2419, 2003.

[7] K. Funke, N.J. Kerscher, and F. Wörgötter, "Noise-improved signal detection in cat primary visual cortex via a well-balanced stochastic resonance like procedure," *Euro. J. Neurosci.*, vol. 26, no. 5, pp. 1322-1332, 2007.

[8] T.M. Hospedales, M.C.W. van Rossum, B.P. Graham, and M.B. Dutia, "Implications of noise and neural heterogeneity for vestibulo-ocular reflex fidelity," *Neural Comput.*, vol. 20, no. 3, pp. 756-778, 2008.

[9] A. Ochab-Marcinek, G. Schmid, I. Goychuk, and P. Hänggi, “Noise-assisted spike propagation in myelinated neurons,” *Phys. Rev. E*, vol. 79, no. 1, 011904, 2009.

[10] S.A. Ibáñez, P.I. Fierens, R.P.J. Perazzo, and D.F. Grosz, “Performance robustness of a noise-assisted transmission line,” *Physica D*, vol. 238, no. 21, pp. 2138-2141, 2009.

[11] T. Oya, I.N. Motoike, and T. Asai, “Single-electron circuits performing dendritic pattern formation with nature-inspired cellular automata,” *Int. J. Bifurcation and Chaos*, vol. 17, no. 10, pp. 3651-3655, 2007.

[12] A. Utagawa, T. Asai, T. Hirose, and Y. Amemiya, “An inhibitory neural-network circuit exhibiting noise shaping with subthreshold MOS neuron circuits,” *IEICE Trans. Fundam.*, vol. E90-A, no. 10, pp. 2108-2115, 2007.

[13] A. Utagawa, T. Asai, T. Hirose, and Y. Amemiya, “Noise-induced synchronization among sub-RF CMOS analog oscillators for skew-free clock distribution,” *IEICE Trans. Fundam.*, vol. E91-A, no. 9, pp. 2475-2481, 2008.

[14] A.K. Kikombo, A. Schmid, T. Asai, Y. Leblebici, and Y. Amemiya, “A bio-inspired image processor for edge detection with single-electron circuits,” *J. Signal Proc.*, vol. 13, no. 2, pp. 133-144, 2009.

[15] A.K. Kikombo, T. Asai, T. Oya, A. Schmid, Y. Leblebici, and Y. Amemiya, “A neuromorphic single-electron circuit for noise-shaping pulse-density modulation,” *Int. J. Nanotech. Mol. Comput.*, vol. 1, no. 2, pp. 80-92, 2009.

[16] A.K. Kikombo, T. Asai, and Y. Amemiya, “Neuro-morphic circuit architectures employing temporal noises and device fluctuations to improve signal-to-noise ratio in a single-electron pulse-density modulator,” *Int. J. Unconv. Comput.*, vol. 7, no. 1-2, pp. 53-64, 2011.

[17] A. Utagawa, T. Asai, and Y. Amemiya, “High-fidelity pulse density modulation in neuromorphic electric circuits utilizing natural heterogeneity,” *Nonlinear Theory and Its Applications*, vol. 2, no. 2, pp. 218-225, 2011.

[18] N. Schweighofer, K. Doya, H. Fukai, J.V. Chiron, T. Furukawa and M. Kawato, "Chaos may enhance information transmission in the inferior olive," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 101, no. 13, pp. 4655-4660, 2004.

[19] G.M. Tovar, T. Asai, and Y. Amemiya, "Array-enhanced stochastic resonance in a network of noisy neuromorphic circuits," Neural Information Processing: Theory and Algorithms, Lecture Notes in Computer Science, Springer, vol. 6443, pp. 188-195, 2010.

[20] G. Nicolis, C. Nicolis, and D. McKernan, "Stochastic resonance in chaotic dynamics," *J. Stat. Phys.*, vol. 70, no. 1-2, pp. 125-139, 1993.

[21] E. Reibold, W. Just, J. Becker, H. Benner, "Stochastic resonance in chaotic spin-wave dynamics," *Phys. Rev. Lett.*, vol. 78, no. 16, 3101(1)-(4), 1997.

[22] A. Kovaleva and E. Simiu, "Chaotic resonance: hopping rates, spectra and signal-to-noise ratios," Stochastic and chaotic dynamics in the Lakes, D.S. Broomhead, E.A. Luchinskaya, P.V.E. McClintock, and T. Mullin , Eds., American Institute of Physics, 2000.

[23] L.Y. Chew, C. Ting, and C.H. Lai, "Chaotic resonance: two-state model with chaos-induced escape over potential barrier," *Phys. Rev. E*, vol. 72, no. 3, pp. 036222(1)-(13), 2005.

[24] S. Nobukawa, H. Nishimura, and N. Katada, "Chaotic resonance by chaotic attractors merging in discrete cubic map and chaotic neural network," *IEICE Trans. A*, vol. J95-A, no. 4, pp. 357-366, 2012.

[25] I. Tokuda, C.E. Han, K. Aihara, M. Kawato, and N. Schweighofer, "The role of chaotic resonance in cerebellar learning," *Neural Netw.*, vol. 23, no. 7, pp. 836-842, 2010.

[26] L. Gammaitoni, P. Hanggi, P. Jung, and F. Marchesoni, "Stochastic resonance," *Reviews of Modern Physics,* vol. 70, no. 1, pp. 223-287, 1998.

[27] L.O. Chua, T. Matsumoto, and M. Komuro, "The Double Scroll," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 32, no. 8, pp. 798-818, 1985

[28] M.P. Kennedy, “Robust OP amp realization of Chua’s circuit,” *FREQUENZ*, vol. 46, no. 3-4, pp. 66-80, 1992.

[29] J.J. Collins, C.C. Chow, and T.T. Imhoff, “Stochastic resonance without tuning,” *Nature*, vol. 376, no. 20, pp. 236-238, 1995.

第4章　環状ネットワーク内部のゆらぎを利用する確率共鳴

4.1　緒言

回路システムや半導体製造技術は雑音による影響を取り除くように発展してきた [1, 2]。一方、生物は雑音を取り込んで情報処理を行っており [3, 4]、生物に倣った工学応用の研究が盛んに行われている [5–12]。内部ゆらぎを利用した確率共鳴現象の研究も行われており [14–17]、本章では、前章で説明したゆらぎを発生する単体の系とその並列フィードフォワードネットワーク [16] から拡張し、より脳に近い振る舞いをする非線形素子による大規模な相互結合ネットワークを提案する。そしてこのネットワークに閾値下の信号を入力し、内部で生じるゆらぎと重畳して動作する「確率共鳴」現象の解析を行った。

前章で説明したように Array Enhanced Stochastic Resonance (AESR) のような確率共鳴を起こすネットワークは、各素子に独立した外部雑音源が必要となる (図 4.1、[13])。このような外部雑音源の代わりにネットワーク内部で生成されるゆらぎを利用できれば、工学応用の際に、外部雑音源分の面積と消費電力を抑えられる可能性がある。

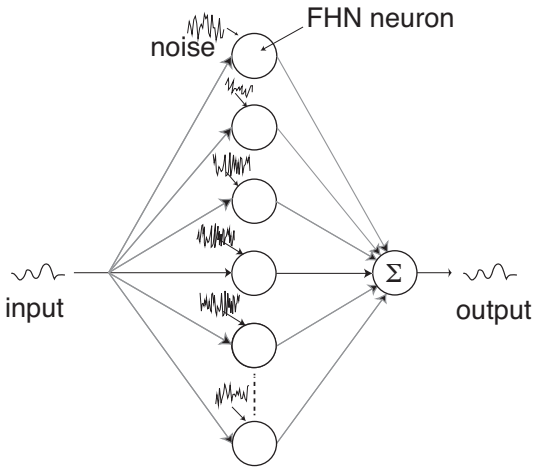

図 4.1　並列フィードフォワードネットワークの確率共鳴 [13]

提案ネットワークを構成する素子の信号はネットワーク出力の他に、複数の素子にも一方向に送られ、これが内部ゆらぎとして利用される。相互結合する素子の結合強度は、結合する非線形素子間の距離に応じて調整されており、自己フィードバックが一番強く、距離が遠くなるほど結合が弱くなる。このように構成されたネットワークでは、非線形素子の応答が単一方向に伝搬し続けるため、生成された内部ゆらぎは消失せず、常に存在することができる。そのため、入力された微弱信号に内部ゆらぎが重畳し、ネットワークが動作することが出来るようになる。

ネットワークを構成する合計素子数を変更しながら、共通の微弱信号を入力し、ネットワーク全体の出力との入出力相関と、一つの素子が他の素子からの出力を受ける数 (ゆらぎ量に相当) の関係を解析した。これから微弱入力信号と出力の相関値と内部雑音強度の関係から典型的な確率共鳴曲線が得られた。このことから、ネットワーク内部で生成されるゆらぎを利用して、確率共鳴現象が起きることを示す。

さらに、微弱入力信号の周波数や位相を変えて印加したところ、ネットワークの出力が追従して動作する様子を示す。

本性の構成は以下の通りである。4.2 節では内部ゆらぎを生成するネットワークの構築方法を説明する。4.3 節では提案ネットワークに閾値下の入力信号を印加した時の様子をシミュレーションし、内部ゆらぎを利用した確率共鳴が起きていることを示す。4.4 節では提案ネットワークの周波数応答について考察し、4.5 節でまとめる。

4.2　環状結合ネットワークの構築とその応答

本研究のネットワークを構成する素子として、FitzHugh-Nagumo (FHN) ニューロンモデルを選択した。FHN モデルのダイナミクスは

$$\dot{u} = u(1-u)(u-a) - v + I(t), \tag{4.1}$$

$$\dot{v} = \epsilon(bu - v) \tag{4.2}$$

のように表され、u は活性度、v は抑制度、ϵ は時定数、a と b は係数、$I(t)$ は入力信号を表している。

FHN ニューロンモデル群を環状に結合し、内部で生じるニューロンのスパイクを雑音として利用するネットワークの全体図を図 4.2 に示す。ネットワークに対し共通入力信号が与えられ、全要素の加算平均出力を取る。この提案ネットワークの要素間は全結合ではなく、ある一つのニューロンに対して、自己フィードバックと複数個のニューロンが結合しており、結合強度はニューロン間の距離が離れるほどに弱くなる。

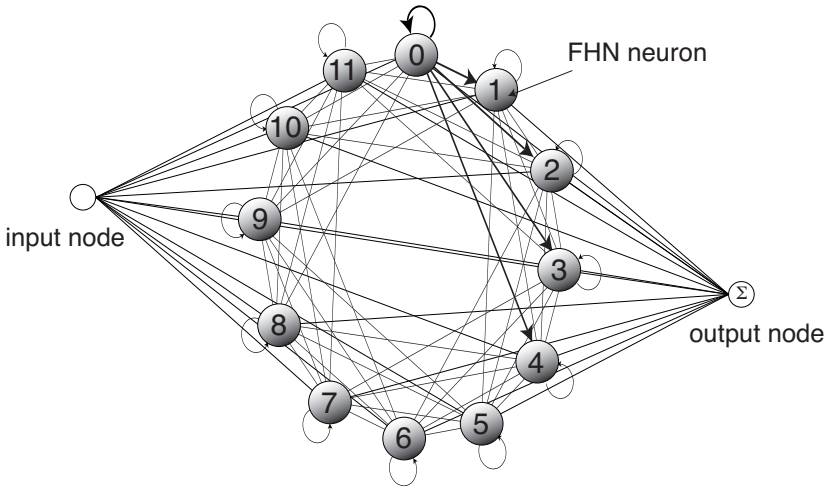

図 4.2 提案する環状結合ネットワーク

このネットワークにおける i 番目の FHN モデルのダイナミクスは

$$\frac{du_i}{dt} = u_i(1-u_i)(u_i-a) - v_i + wI(t) + D\xi_i, \qquad (i = 1, 2, \cdots, N) \tag{4.3}$$

$$\frac{dv_i}{dt} = \epsilon(bu_i - v_i), \tag{4.4}$$

の様に表すことができ、N はニューロンの数、i はニューロンのインデックス、w は入力信号強度、D 雑音強度の係数であり、ξ_i は雑音として扱う、他ニューロンからの入力を表す。

ニューロンの結合が双方向である場合、雑音入力 ξ_i^B は

$$\xi_i^B = \frac{1}{\alpha_0 + \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i-j} + \alpha_{i+j}} \left(\alpha_i u_i + \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i-j} u_{i-j} + \alpha_{i+j} u_{i+j} \right)$$

のように表される。n は結合する近傍のニューロンの数、α は結合係数を表す。D はネットワーク内の雑音レベルを調整するが、α は雑音源とする近隣ニューロンからの入力信号レベルを個別に調整する。

それぞれのニューロンが興奮状態であると仮定し [22]、スパイク波が双方向に伝播すると、スパイク同士がぶつかり、消滅してしまう。これでは、ネットワーク内部でゆらぎとみなせるスパイク波がほとんど残らない。

そこで、スパイク同士の衝突を避けるために、信号が伝播する方向を下記式で表さ

number of connecting neighbors n	M	coefficients α_{i-5} α_{i-4} α_{i-3} α_{i-2} α_{i-1} α_i α_{i+1} α_{i+2} α_{i+3} α_{i+4} α_{i+5}	$S\ (2^M)$
0	0	1	1
	1	1 1	2
1	2	1 2 1	4
	3	1 3 3 1	8
2	4	1 4 6 4 1	16
	5	1 5 10 10 5 1	32
3	6	1 6 15 20 15 6 1	64
	7	1 7 21 35 35 21 7 1	128
4	8	1 8 28 56 70 56 28 8 1	256
	9	1 9 36 84 126 126 84 36 9 1	512
5	10	1 10 45 120 210 252 210 120 45 10 1	1024

図 4.3　パスカルの三角形を基にした結合強度

れるように片方向にする。

$$\xi_i^U \quad = \quad \frac{1}{\sum_{j=0}^{n} \alpha_{i-j}} \left(\alpha_i u_i + \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i-j} u_{i-j} \right)$$

ここで、信号波の伝播は拡散によって引き起こされると考え、α はニューロン間の距離に応じて値が変わる。距離に応じて変化する結合係数 α をパスカルの三角形で近似した (図 4.3)。M はカーネルのインデックス、そして S は係数の総和、n $(\equiv \lfloor M/2 \rfloor)$ はニューロンの中心 (i) からの結合数を表す。例えば、$n = 4$ であれば、

$$\xi_i^U \Big|_{n=4} \quad = \quad \frac{70u_i + 56u_{i-1} + 28u_{i-2} + 8u_{i-3} + u_{i-4}}{163}$$

となり、結合強度はスパイク波 (雑音源) を受け取るニューロン (u_i) と雑音源 $(u_{i-1}$、u_{i-2}、u_{i-3}、そして $u_{i-4})$ との距離で決まる。スパイク波が片方向に伝播し、環状に巡回するようなネットワーク構造にすることで、内部で常に複数のスパイク波が存在できるようになり、内部ゆらぎの量が増えると考えられる。

4.3　内部雑音による自己確率共鳴のシミュレーション

最初に提案ネットワークの基本動作の確認を行った。ニューロンの総数 $N = 500$、パラメータを $a = 0.1$ から 5%のばらつき、$b = 0.24$ から 1%のばらつき、$\epsilon = 0.01$ から 3%のばらつき、$w = 0.045$ から 1.8%のばらつき、入力信号強度は最初の 3,000 秒の間はネットワーク内部にゆらぎを生成させるブートストラップ期間で閾値より高い振幅の $I(t) = 0.075$、以降は閾値下の強度 $I(t) = 0.05$、入力信号周波数は $f = 10^{-4}$ Hz そして雑音強度は $\beta = 0.057$ に設定した。これらのパラメータのばらつきが、スパイク波

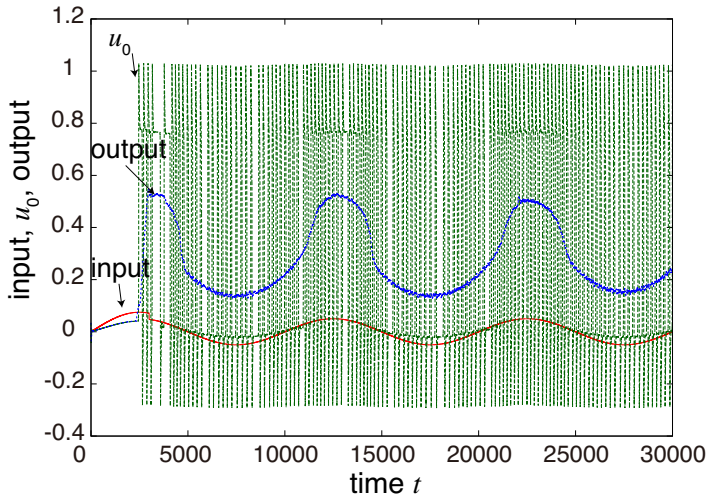

図 4.4 入力信号 (赤)、0 番目のニューロンの内部状態 (緑)、ネットワーク全体の加算平均出力 (青) の時系列波形。パラメータは $a = 0.1{+}5\%$、$b = 0.24{+}1\%$、$\epsilon = 0.01{+}3\%$、$w = 0.045{+}1.8\%$、$t < 3,000$ の間 $I(t) = 0.075\ \sin(2\pi ft)$ 、$t \geq 3,000$ の間 $I(t) = 0.05\ \sin(2\pi ft)$、入力信号周波数 $f = 10^{-4}$ Hz。

の生成タイミングにばらつきを持たせる。またここでは、結合する素子数を四つに設定している。

図 4.4 に微弱信号入力 (赤) と 0 番目のニューロンの応答 (緑)、加算平均出力信号 (青) の時系列波形を示す。閾値下の入力信号が高い値のときにスパイク密度が高くなり、低い値のときにはスパイク密度が低くなる様子が確認できる。一つ一つのニューロンの出力ではスパイク列が生成されるため、入力信号に追従しているようには見えないが、ネットワーク全体の出力では微弱信号に追従している様子がわかる。

図 4.5 (a) は環状結合ネットワークの一部を示す。一つのニューロンに対し、後ろ四つのニューロンから信号を受けるということは、一つのニューロンは四つ先のニューロンまで出力が繋がっていることを示している。次に，環状結合ネットワークのラスタープロットを図 4.5 (b) に示す。横軸は時間で、縦軸がニューロンの番号を表しており、このときの入力信号を図 4.5 (c) に示す。各ニューロンの内部状態が閾値を超えた時に、プロットしており、始めの間は，わずかな数のスパイクが伝搬するが，次に入力正弦波が高い値になるときに，ネットワークの多数のニューロンがスパイク出力している様子が確認できる。これらの結果から、スパイク波が前方で接続されているニューロンのスパイクを促していることがわかる。閾値は 0.6 で、これはスパイク後に持続する高い内部状態値よりやや低く設定されており、ラスタープロット上でのスパイクタ

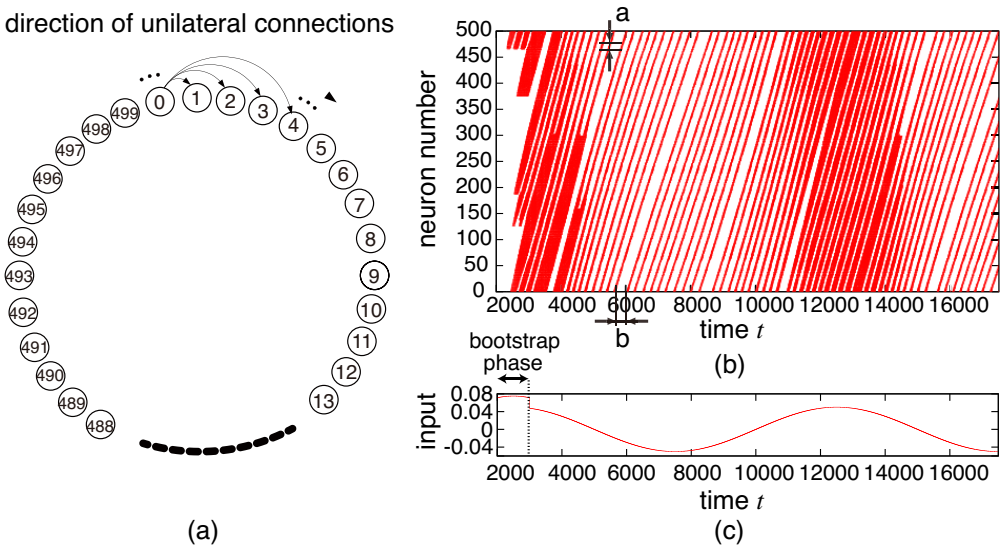

図 4.5　伝播するスパイク波の生成 (a) 構築した環状ネットワークと一部の結合構造、(b) ラスタープロット、(c) ブートストラップを含めた入力信号 $I(t) = 0.075\sin(2\pi ft)$ $(t < 3,000)$ 閾値下の入力信号 $I(t) = 0.05\ \sin(2\pi ft)$ $(t \geq 3,000)$、入力信号周波数は $f = 10^{-4}$ Hz。同時にスパイクした近隣ニューロンによって、スパイク波の帯が形成されていることが確認できる。パラメータを $a = 0.1$ から 5%のばらつき、$b = 0.24$ から 1%のばらつき、$\epsilon = 0.01$ から 3%のばらつき、$w = 0.045$ から 1.8%のばらつき、入力信号強度は最初の 3,000 (s) の間は $I(t) = 0.075$、以降は $I(t) = 0.05$、雑音の振幅を $D = 0.057$、そして雑音強度は $\beta = 0.057$ に設定した。

イミングや、スパイク持続時間を把握できる。

図 4.5 (b) 中の “a” に示すように、同時に発火した約 10 個の近隣ニューロンによって、スパイク波の帯が形成されていることが確認できる。この数の、時間による変化は、確率的な情報処理が行われていることを表し、内部のスパイク波を雑音として解釈できることを示す。ニューロンのスパイク出力の連鎖が、信号波伝播先であるニューロンに対して、新たなスパイク出力を促進する。ネットワークのニューロンは常に内部ゆらぎを受け、スパイクを生成し、近接の結合したニューロンのスパイク生成の連鎖を引き起こす。499 番目のニューロンと 0 番目のニューロンは繋がっているため、ネットワーク内部でスパイク波が円環上に伝播するようになる。不応期と時定数の関係から、伝播する速度は入力信号の周波数に依存し、ニューロンのスパイク回数は、スパイク周波数に依存する。時間窓内の持続的なスパイクを活動期間とすると、周期入力の場合は、入力信号の振幅が大きい期間に対応する。0 番目のニューロンのスパイク生成しない期間は図 4.5(b) の “b” にマークした期間である。

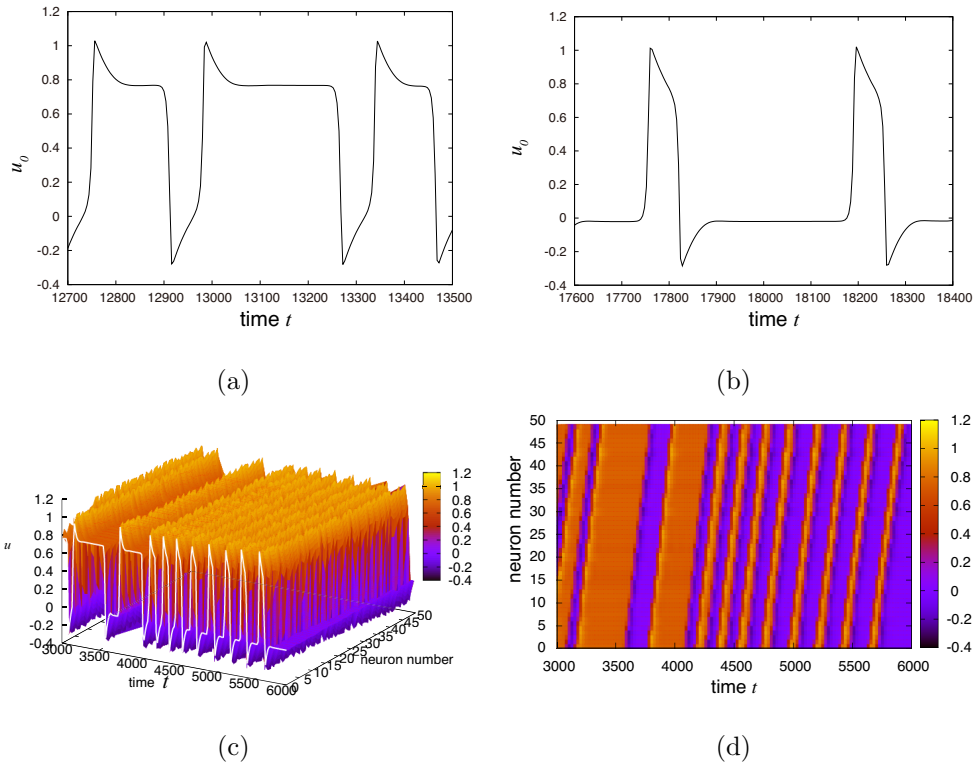

図 4.6 (a) 入力信号値が高い時にスパイクは高い値を維持し、(b) 入力信号値が低い時はスパイク後にすぐ下降する。(c) スパイク波の伝搬の様子を三次元表示したラスタープロット。x 軸は時間、y 軸はニューロンのインデックス、z 軸は内部状態の値、そして (d) は (c) のカラーマップ。

入力信号値が高い時の 0 番目のニューロンの時系列波形を図 4.6(a) に示す。スパイクを生成した後、内部状態がしばらく高い値を維持している様子が確認できる。入力信号値が低い時の 0 番目のニューロンの時系列波形を図 4.6(b) に示す。スパイクを生成した後、内部状態の値がすぐ下降している様子が確認できる。図 4.6(c) は、図 4.5 (b) の時刻 3,000 (s) から 6,000 (s) の期間で、0 番目から 50 番目のニューロンの内部状態を示している。図 4.6(d) は (c) のカラーマップである。

図 4.5 (b) の時刻 10,750 (s) から 11,310 (s) の期間での入力信号が高くなるにつれて、スパイク生成するニューロンが増えていく様子を、図 4.7 に示す。赤色はニューロンがスパイクを生成していることを表し、水色は定常状態であることを表している。時間が経過すると、時計回りにスパイク波が伝播し、その帯が太くなっている様子がわかる。

入力信号が無い時においても、複数のスパイク波がネットワーク内部を伝播し、内部ゆらぎを構成する。この現象は、微弱信号でネットワークが確率的に動作するために重要である。ネットワーク内部の信号波が内部ゆらぎとして、確率共鳴を引き起こ

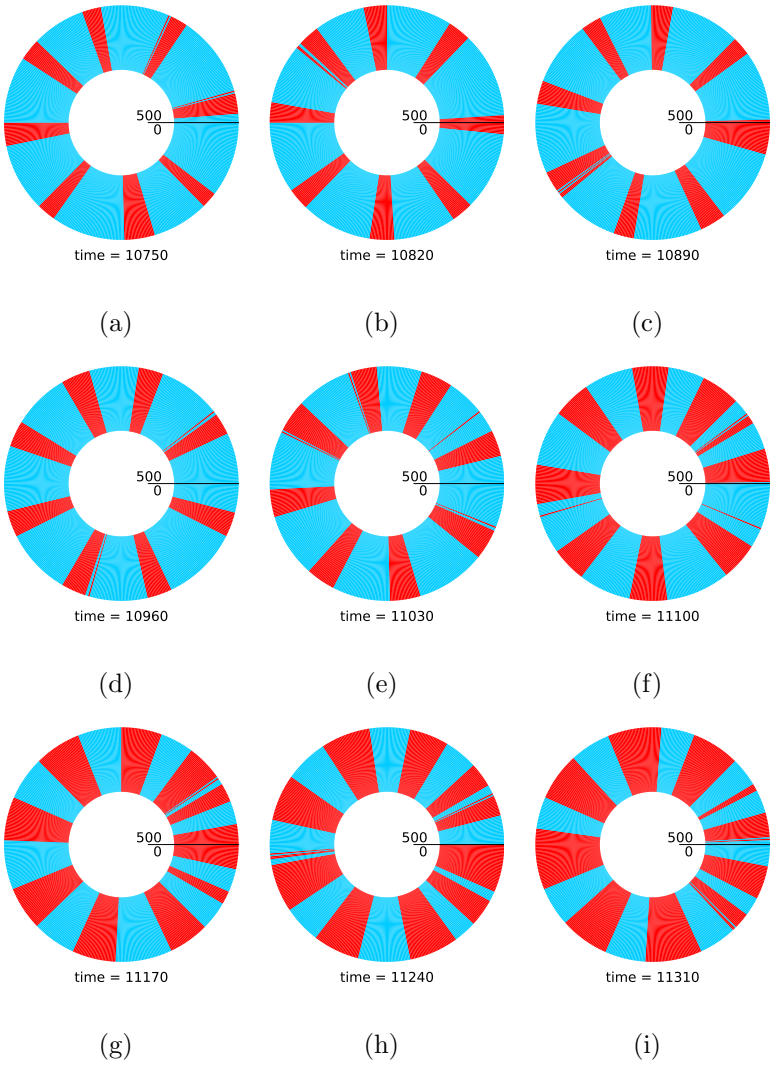

図 4.7　(a)-(i) 時計回りにスパイク波が伝播する提案ネットワークの動作 (赤:スパイク生成、青:定常状態)

し、適度な内部ゆらぎ下では SNR などの性能のピークが現れると考えられる。

そこで、確率共鳴が起きているかを明らかにするために、ネットワーク内の雑音レベルと入出力相関値の特性を求める。入出力相関値 (C) は

$$
\begin{aligned}
C &= \frac{\langle I(t)\cdot O(t)\rangle - \langle I(t)\rangle\langle O(t)\rangle}{\sqrt{\langle I(t)^2\rangle - \langle I(t)\rangle^2}\sqrt{\langle O(t)^2\rangle - \langle O(t)\rangle^2}}, \qquad (4.5)\\
\langle X(t)\rangle &\equiv \frac{1}{T}\int_{t-T}^{t} X(t)dt
\end{aligned}
$$

のように与えられる。ここで、$I(t)$ は共通の微弱入力信号、$O(t)$ は FHN ニューロンの出力 (総和)、T は入出力相関値計算の時間窓を表す。入出力相関値の範囲は $[-1, 1]$ で

あるが、$[-0.5, 0.5]$ の範囲では相関は無いと考えられる。-1 または 1 に近いときは相関が強い。

図 4.8 (a) に示すように、雑音の振幅強度は、D の増加に伴い、大きくなるため、内部雑音の特性に寄与する。図 4.8 (b) は 0 番目のニューロンに入力される内部の重み付き和のパワースペクトラムを表している。ここから、正弦波入力信号よりも幅広い周波数帯域にパワーを有していることがわかる。図 4.8 (c) の入出力相関値とノイズ強度 D の関係から、確率共鳴 [21, 23] と同様な、適度な雑音強度で入出力相関値が最大にな

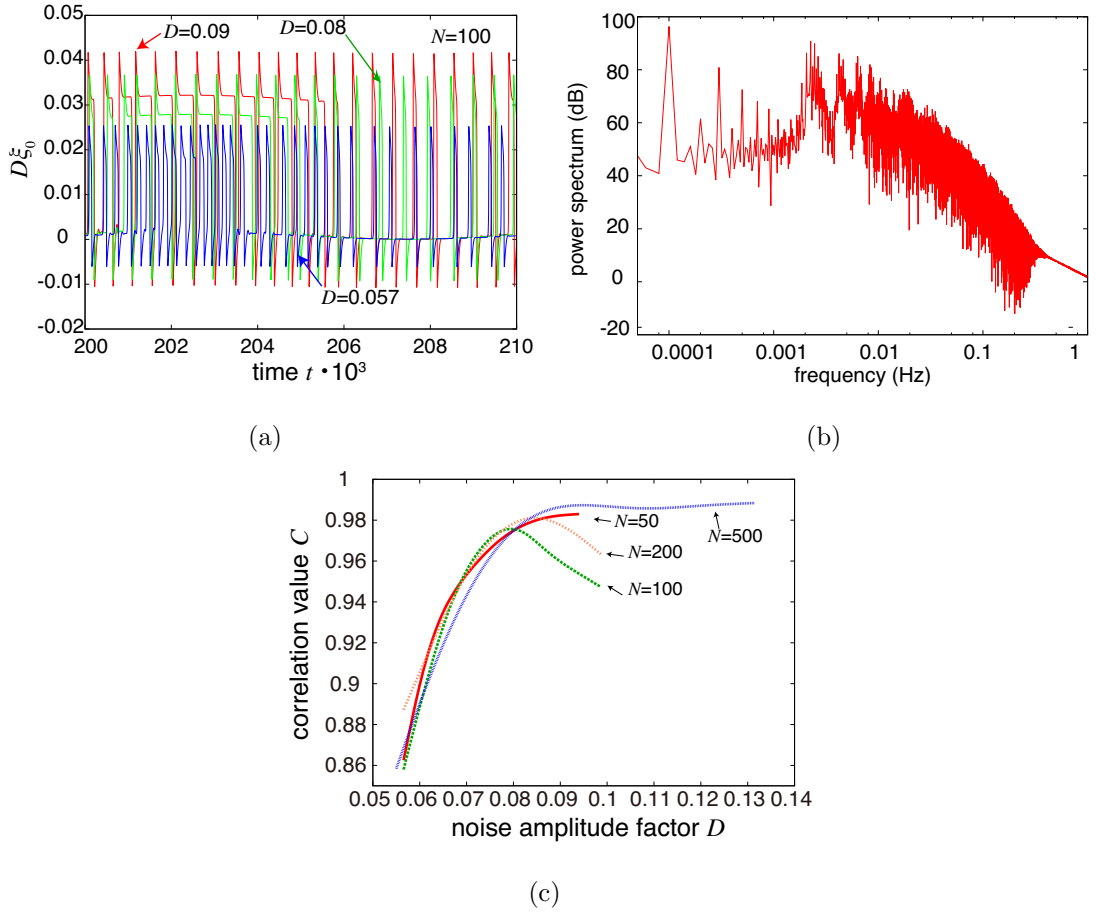

図 4.8 提案ネットワークの諸特性：(a) $N = 100$ のときの 0 番目のニューロンの時系列波形。ノイズ項 D を変更したときの様子。(b) ノイズ項 $D\xi_0$ のパワースペクトラム。正弦波入力信号に比べ、出力信号は幅広い周波数帯域にパワーを持っている ($N = 100$ and $D = 0.09$)。(c) 入出力相関値対ノイズ振幅 D 特性。ネットワークのニューロン数は $N = 50, 100, 200, 500$、パラメータは $a = 0.1 + 5\%$、$b = 0.24 + 1\%$、$\epsilon = 0.01 + 3\%$、$w = 0.045 + 1.8\%$、$t < 3,000$ の間 $I(t) = 0.075 \sin(2\pi ft)$ 、$t \geq 3,000$ の間 $I(t) = 0.05 \sin(2\pi ft)$、入力信号周波数 $f = 10^{-4}$ Hz。$T = 250,000$。

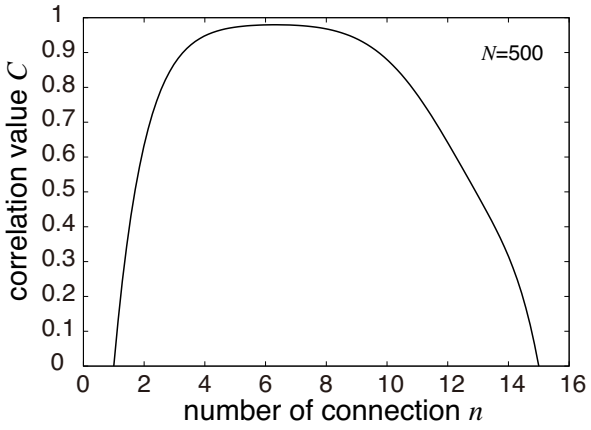

図 4.9　$D = 0.08$ のときの入出力相関値対ネットワーク内部の結合数。パラメータは $a = 0.1 + 5\%$、$b = 0.24 + 1\%$、$\epsilon = 0.01 + 3\%$、$w = 0.045 + 1.8\%$、$t < 3,000$ の間 $I(t) = 0.075\ \sin(2\pi ft)$ 、$t \geq 3,000$ の間 $I(t) = 0.05\ \sin(2\pi ft)$、入力信号周波数 $f = 10^{-4}$ Hz。$T = 250,000$。

ることが確認できる。雑音強度を上げていくと、相関値が上がっていく。ネットワークのニューロン数が少ないとき $(N = 50, 100, 200)$ は、入出力相関値があとで下がっていくが、$N = 500$ の時は、ノイズ強度 D が高い状態でも入出力相関値のピークが維持されることがわかる。

ここまで、一つのニューロンに結合しているニューロン数は四つであった。この結合数は内部ゆらぎ量に対応しており、結合数の増減で内部ゆらぎの量を制御することができる。そこで、結合数と入出力相関値の関係を図 4.9 に示す。結合数が少ないときは入出力相関値が低く、内部ゆらぎが十分に生成されていない為にネットワークが動作していないことがわかる。結合数を増やしていくと、入出力相関値が上昇し、$n \geq 4$ のときには 0.9 の強い相関が得られる。$n \geq 9$ のときは内部の雑音量が増え、相関値が下がっていく。これらの結果から、内部ゆらぎを利用して確率共鳴が起きることが明らかになった。

4.4　提案ネットワークの周波数特性の解析

異なる周波数信号を入力したときの提案ネットワークのスパイク波の伝播の性能について調べるために、ネットワークの周波数特性の解析した。まず、動作領域、適切な周波数領域について説明する。そして、適切な動作領域をトレードオフを含めどの

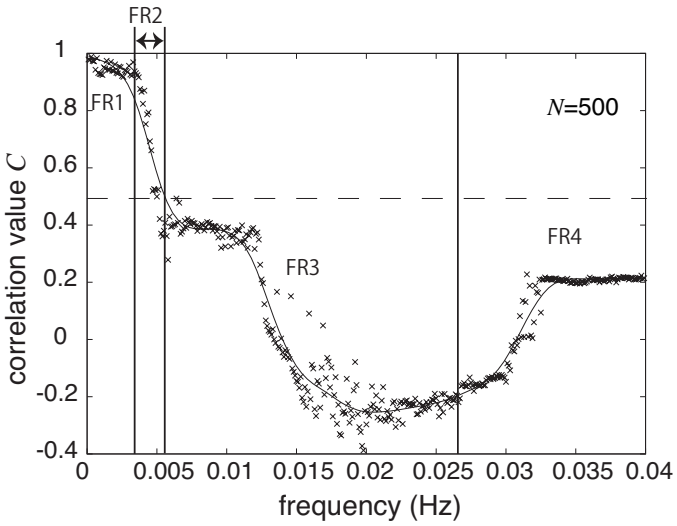

図 4.10 提案ネットワークの周波数応答。回路のパラメータは、$a = 0.1+5\%$、$b = 0.24+1\%$、$\epsilon = 0.01+3\%$、$w = 0.045+1.8\%$、$N = 500$、$D = 0.057$。ブートストラップ入力信号は$t < 3,000$の間は$I(t) = 0.075\sin(2\pi ft)$、そして閾値入力信号は$t \geq 3,000$の間$I(t) = 0.05\ \sin(2\pi ft)$。

ように広げていくかについて説明する。これらのシステムの性能評価には、前節同様、入出力相関値から求める。

図 4.10 は、入力信号周波数を 10^{-4} Hz から 0.04 Hz までスイープしたときの入出力相関値を表している。この特性から次に示す四つの動作領域に分けられる。

- FR1: ネットワークが正しく動作している領域
- FR2: 入出力相関値が下がり始めるが、ネットワークが動作していると考えられる領域
- FR3: 二回目の相関値の低下が起き、出力信号が追従できない領域
- FR4: 相関値がやや上がるが、システムの振る舞いとしてはうまく追従していない領域

周波数レンジ FR1 と FR2 この領域では、ネットワークの周波数応答は高い入出力相関値を維持する。特に領域 FR1 における動作は、入力に出力が追従できており、望ましい動作をしている。ここでは、内部ゆらぎが重畳することで確率共鳴が生じ、閾値下の入力信号の検出が可能になっている。領域 FR2 では、周波数応答が下がり始める最初の間はネットワークが正しく動いていると考えられるが、途中から相関が弱くなる。

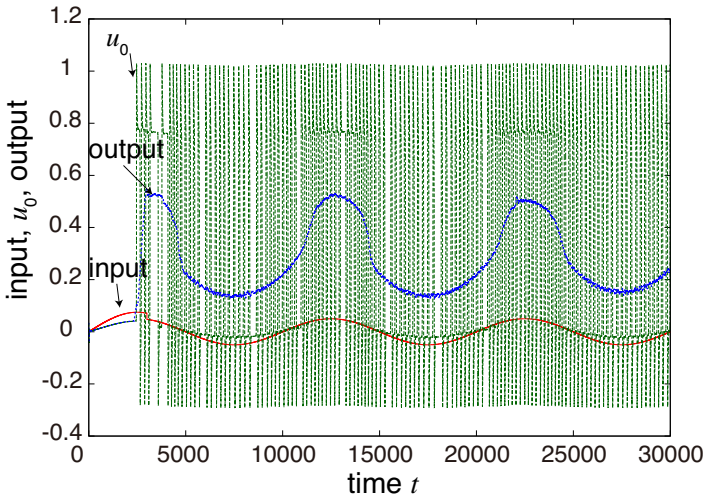

図 4.11　周波数レンジ FR1 におけるネットワークの時間領域動作

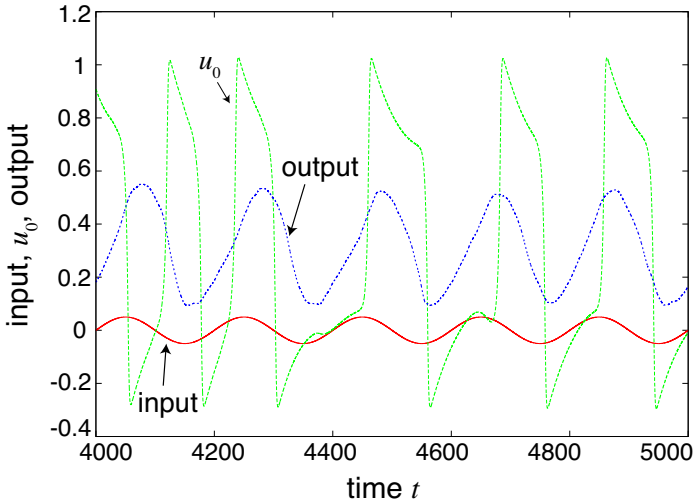

図 4.12　周波数レンジ FR2 におけるネットワークの時間領域動作

領域 FR1 に属する、入力信号周波数 $f = 10^{-4}$ Hz の閾値下の入力信号を印加した時のネットワークの動作を図 4.11 に示す。赤線は入力信号を表し、緑線は 0 番目のニューロンの内部状態 u_0 の時系列波形、青線はネットワークの出力を表す。閾値下の入力信号が高い値のときにスパイク密度が高くなり、低い値のときにはスパイク密度が低くなる様子が確認できる。一つ一つのニューロンの出力ではスパイク列が生成されるため、入力信号に追従しているようには見えないが、ネットワーク全体の出力では微弱信号に追従している様子がわかる。図 4.12 に、領域 FR2 にある入力信号周波数 $f = 0.005$ Hz の時のネットワーク動作の時系列波形を示す。入力信号の周波数に対し、ネットワー

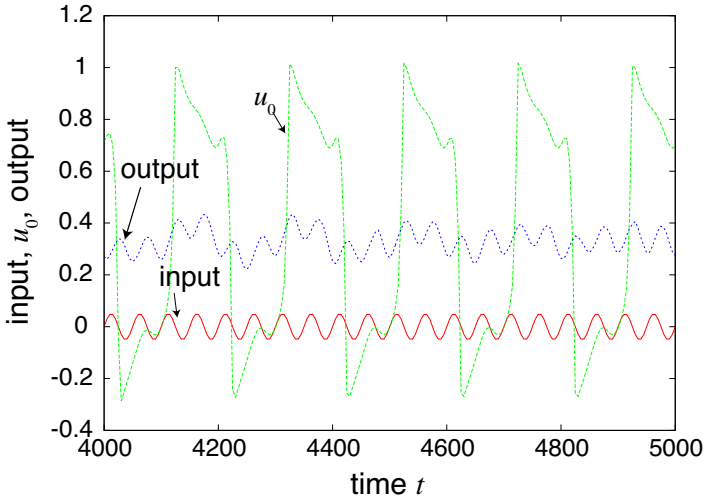

図 4.13 周波数レンジ FR3 におけるネットワークの時間領域動作

クの追従が遅れ始めていることがわかる。正弦波入力と 0 番目のスパイク周波数が同じくらいになり、内部ゆらぎがあまり重畳していないことがわかる。

周波数レンジ FR3 この領域からは相関が弱く、ネットワークが正しく動作していないため、FR3 領域以降に属する周波数の信号を入力するのは避けたほうがよい。図 4.13 は FR3 の領域に属する、入力信号周波数 $f = 0.02$ Hz を印加した時のネットワークの時系列波形を示す。FR3 の周波数領域では、ネットワークの出力が入力に追従できていない。入力信号周波数がニューロンの応答速度よりも早くなっているため、ゆらぎがうまく重畳せず、入力信号振幅が高い時に 0 番目のニューロンが生成するスパイクの確率がだいぶ低くなっている。出力信号は入力信号よりも位相が遅れ始め、時間ごとに取り得る値も非周期的になっている。

周波数レンジ FR4

周波数レンジ FR4 は FR3 と同様で、ネットワークの動作としては望ましくない。図 4.14 に、FR4 の領域である、入力信号周波数 $f = 0.035$ Hz の時系列波形を示す。FR3 の場合と比べて、0 番目のニューロンのスパイク頻度が著しく低下し、出力信号の振幅もかなり小さくなっている。位相も閾値下の信号の追従が困難になっていることがわかる。

ここまでに説明したように、ネットワークの動作を保証するためには入力信号周波数を FR1 と FR2 に収まるようにする必要が有る。そこで、これら有効な領域を広げる方法について説明する。

FHN ニューロンのモデルパラメータ ϵ は時定数であり、個々の FHN ニューロンの周

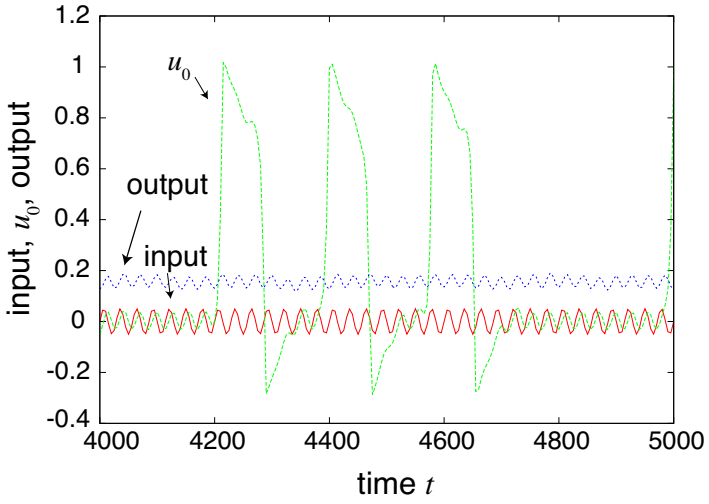

図 4.14　周波数レンジ FR4 におけるネットワークの時間領域動作

波数応答のダイナミクスに大きく影響する。図 4.15 に示す、ϵ を増加させた時のネットワークの周波数特性から、入出力相関値が高く安定している FR1 の領域が増えていることがわかる。

ここまでの結果から、FR1 または 2 の領域にあれば、内部ゆらぎを利用する環状ネットワークは入力信号周波数や位相の変化にある程度追従できそうである。まず、入力信号の周波数を変化させた時のネットワークの応答を図 4.16 に示す。$t = 5,000$ (s) から、5,000 (s) おきに、入力周波数 $f = 0.001$ Hz と $f = 0.003$ Hz に交互に変化させた時の入力 (赤) に対し、0 番目のニューロンの出力 (緑) はスパイク密度が変化している様子がわかる。ネットワーク全体の出力 (青) は入力信号に追従している様子が確認できた。

次に入力信号の位相を変化させた時のネットワークの応答を図 4.17 に示す。入力 (赤) の位相を 6,000 (s) と 8,000 (s)、14,000 (s) と 16,000 (s) で 180 度ずらした時に、0 番目のニューロンの出力 (緑) はスパイク密度が変化せず動作している様子がわかる。ネットワーク全体の出力 (青) は入力信号に追従している様子が確認できた。このことから、FHN ニューロンのパラメータを変化させて、より高い周波数で動作するように変更すれば、PLL などに応用できる可能性がある。

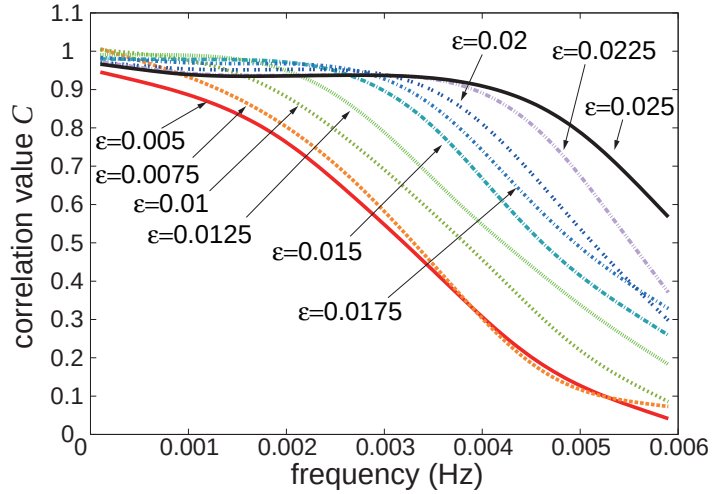

図 4.15 時定数 ϵ を変化させた入出力相関値対入力周波数特性

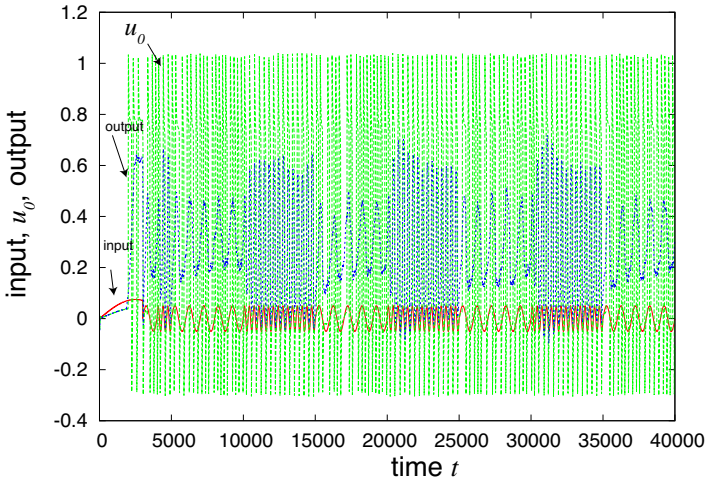

図 4.16 入力信号周波数を 5,000 (s) おきに 0.001 Hz と 0.003 Hz に変化させた時の入力 (赤)、0 番目のニューロンの出力 (緑)、ネットワーク全体の出力 (青) の時系列波形。回路のパラメータは、$a = 0.1 + 5\%$、$b = 0.24 + 1\%$、$\epsilon = 0.01 + 3\%$、$w = 0.045 + 1.8\%$、$N = 500$、$D = 0.057$。ブートストラップ入力信号は $t < 3,000$ の間は $I(t) = 0.075\sin(2\pi ft)$、そして閾値入力信号は $t \geq 3,000$ の間 $I(t) = 0.05\ \sin(2\pi ft)$。

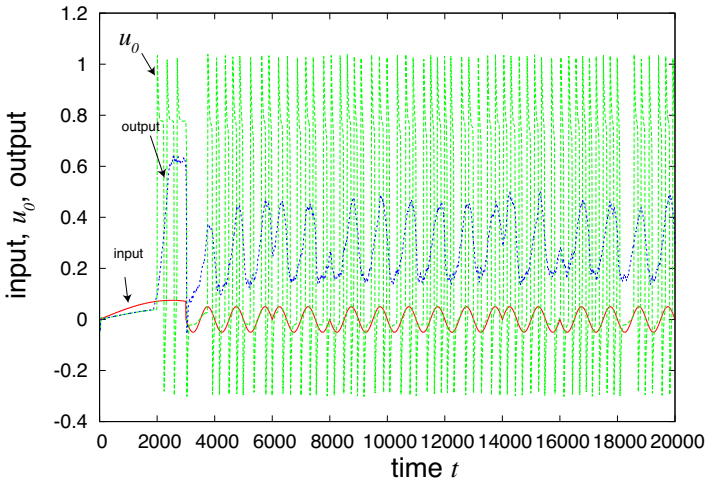

図 4.17　入力信号の位相を 6,000 (s) と 8,000 (s)、14,000 (s) と 16,000 (s) に π ずらした時の入力 (赤)、0 番目のニューロンの出力 (緑)、ネットワーク全体の出力 (青) の時系列波形。回路のパラメータは、$a = 0.1 + 5\%$、$b = 0.24 + 1\%$、$\epsilon = 0.01 + 3\%$、$w = 0.045 + 1.8\%$、$N = 500$、$D = 0.057$。ブートストラップ入力信号は $t < 3,000$ の間は $I(t) = 0.075\sin(2\pi ft)$、そして閾値入力信号は $t \geq 3,000$ の間 $I(t) = 0.05\ \sin(2\pi ft)$。

4.5 結言

ゆらぎを発生する単体の系から、非線形素子による大規模かつ複雑な環状ネットワークを構築し、素子の動作により生じる内部ゆらぎを利用した「確率共鳴」現象の解析を行った。これは、脳のある領野の活動が、他領野の情報処理にゆらぎとして利用されるという、生理学的見地に基づいている。

双方向環状ネットワークから構築し動作を確認したが、スパイク波がすぐ消失し、内部ゆらぎが生成されない。そこで、同一方向にスパイク波が伝播するネットワークを提案した。提案ネットワークを構成する素子の信号はネットワーク出力の他に、複数の素子にも一方向に送られる。相互結合する素子の結合強度は、結合する非線形素子間の距離に応じて調整されており、自己フィードバックが一番強く、距離が遠くなるほど結合が弱くなる。この構成では、非線形素子の応答が単一方向に伝搬し続けるため、常に内部ゆらぎが生成される。シミュレーション上で、入力された微弱信号に内部ゆらぎが重畳し、ネットワークが動作することを確認した。

合計の素子数を変更しながら、共通の微弱信号を入力したときのネットワーク全体の出力との入出力相関と、一つの素子が他の素子からの出力を受ける数 (ゆらぎ量に相当) の関係を解析したところ、典型的な確率共鳴曲線が得られた。このことから、内部で生成されるゆらぎを利用して、確率共鳴現象が起きることが明らかになった。

異なる周波数信号を入力したときの提案ネットワークの動作性能について調べるために、ネットワークの周波数特性の解析した。ある程度低い周波数領域では高い入出力相関値が得られ、途中から相関が弱くなっていった。そこで、この動作領域を増やすための方法を提案した。

また、入力信号の周波数と位相を変化させた時のネットワークの応答を確認したところ、出力信号が入力信号の変化に追従できることを確認し、微弱信号の検出や PLL などに応用できる可能性を示した。

参考文献

[1] B.C. Kim, J. Jeon, and H. Shin "Temporal noise analysis and reduction method in CMOS image sensor readout circuit," *IEEE Trans. Electron Devices*, vol. 56, no. 11, pp. 2489-2495, 2009.

[2] C. Enz and G. Temes "Circuit techniques for reducing the effect of op-amp imperfections: autozeroing, correlated double sampling and chopper stabilization," *Proc. IEEE*, vol. 84, no. 11, pp. 1584-1614, 1996.

[3] J.K. Douglass, L. Wilkens, E. Pantazelou, and F. Moss, "Noise enhancement of information transfer in crayfish mechanoreceptors by stochastic resonance," *Nature*, vol. 365, no. 23, pp. 337-340, 1993.

[4] M.C.W. van Rossum, B.J. O'Brien, and R.G. Smith, "Effects of noise on the spike timing precision of retinal ganglion cells," *J. Neurophysiol.*, vol. 89, no. 5, pp. 2406-2419, 2003.

[5] J.A. Hertz, A.S. Krogh, and R.G. Palmer, *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Perseus Publishing, Massachusetts, 1991.

[6] F. Peper, J. Lee, and L.B. Kish, "The exploitation of noise in computation," in *Proc. Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, pp. 351-354, 2009.

[7] T. Oya, "Thermal-noise-exploiting operations of single-electron majority logic circuits with conventional clock signals," *IEEE Trans. Nanotechnology*, vol. 11, no. 1, pp. 134-138, 2012.

[8] L. Gonzalez-Carabarin, T. Asai, and M. Motomura, "Impact of noise on spike transmission through serially-connected electrical FitzHugh-Nagumo circuits with

subthreshold and suprathreshold interconductances," *J. Signal Processing*, vol. 16, no. 6, pp. 503-509, 2012.

[9] L. Gonzalez-Carabarin, T. Asai, and M. Motomura, "Application of nonlinear systems for designing low-power logic gates based on stochastic resonance," *Nonlinear Theory and Its Applications, IEICE*, vol. 5, no. 4, pp. 445-455, 2014.

[10] L. Gonzalez-Carabarin, T. Asai, and M. Motomura, "Low-power asynchronous digital pipeline based on mismatch-tolerant logic gates," *IEICE ELEX*, vol. 11, no. 15, pp. 20140632/1-9, 2014.

[11] K. Ishimura , K. Komuro, A. Schmid, T. Asai, and M. Motomura, "Image steganography based on reaction diffusion models toward hardware implementation," *Nonlinear Theory and Its Applications,* vol. 5, no. 4, pp. 456-465 (2014).

[12] K. Ishimura , K. Komuro, A. Schmid, T. Asai, and M. Motomura, "FPGA implementation of hardware-oriented reaction-diffusion cellular automata models," *Nonlinear Theory and Its Applications,* vol. 6, no. 2, pp. 252-262 (2015).

[13] J.J. Collins, C.C. Chow, and T.T. Imhoff, "Stochastic resonance without tuning," *Nature*, vol. 376, no. 20, pp. 236-238, 1995.

[14] I. Tokuda, C.E. Han, K. Aihara, M. Kawato, and N. Schweighofer, "The role of chaotic resonance in cerebellar learning," *Neural Netw.*, vol. 23, no. 7, pp. 836-842, 2010.

[15] N. Schweighofer, K. Doya, H. Fukai, J.V. Chiron, T. Furukawa, and M. Kawato, "Chaos may enhance information transmission in the inferior olive," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 101, no. 13, pp. 4655-4660, 2004.

[16] K. Ishimura, T. Asai, and M. Motomura, "Chaotic resonance in forced Chua's oscillators." *J. Signal Processing,* vol. 17, no. 6, pp 231-238, 2013.

[17] G.M. Tovar, T. Asai, and Y. Amemiya, "Array-enhanced stochastic resonance in a network of noisy neuromorphic circuits," *Neural Information Processing: Theory and Algorithms, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6443, pp. 188-195, Springer, New York, 2010.

[18] G. Nicolis, C. Nicolis and D. McKernan, “Stochastic resonance in chaotic dynamics,” *J. Stat. Phys.,* vol. 70, nos. 1-2, pp. 125-139, 1993.

[19] V. S. Anishchenko, A. B. Neiman, and M. A. Safanova, “Stochastic resonance in chaotic systems,’ *J. Stat. Phys.,* vol. 70, nos. 1-2, pp. 183-196, 1993.

[20] A. Crisanti, M. Falcioni, G. Paladin and A. Vulpiani, “Stochastic resonance in deterministic chaotic systems,” *J. Phys. A: Math,* vol. 27, no. 17, pp. 597–603, 1994

[21] H. Nishimura, N. Katada and K. Aihara, “Coherent response in a chaotic neural network,” *Neural Processing Lett.,* vol. 12, no. 1, pp. 49-58, 2000.

[22] J.D. Murray, *Mathematical Biology I: An Introduction* (3rd Ed.), Chap. 7, p. 239, Springer, New York, 2002.

[23] J.J. Collins, C.C. Chow, A.C. Capela and T.T. Imhoff, “Aperiodic stochastic resonance,” *Phys. Rev. E*, vol. 54, no. 5, pp. 5575-5584, 1996.

第5章　総括

現代の半導体技術の発展は、プロセス技術や回路技術の進歩による、ゆらぎ (素子バラツキや雑音 (量子雑音やクロストークノイズ、電磁波など)) の要素を極力排除する方針の下に実現してきた。しかし、物理的限界を目前とした現在、ゆらぎを排除して情報処理プロセッサを設計するアプローチを継続することは困難になりつつあり、それを打破するプロセスや回路技術の革新、あるいは新規情報処理基盤、アーキテクチャ、デバイスの創出などの新しいアプローチを開拓する事が不可欠である。

一方で、生物はゆらぎを排除せず、むしろ積極的に利用して情報処理を行っていることが知られている。ゆらぎを利用する人間の脳は、認識、思考、判断など、従来のノイマン型コンピュータが不得手な処理をわずか数十 W 程度のエネルギー消費で行っており、極めてエネルギー効率が高いことがわかる。このような、生物のゆらぎを利用した情報処理機構が工学的に応用可能であれば，低消費電力化、雑音やばらつき問題の有効なアプローチになり得る。そこで本研究では、生物に倣った、ゆらぎを利用する新規情報処理システムの創出に向けた学術的基礎の構築を目的とした。

この目的に沿って、ゆらぎを利用した情報ハイディングシステム、内部のゆらぎを生成する非線形アナログ回路と、その並列フィードフォワードネットワークの構築、さらに、複数素子の動作信号を内部ゆらぎとして利用する相互結合非線形素子ネットワークの構築を行い、ゆらぎを利用した情報処理システムの動作原理と特性評価を示した。

以下に、本研究にて得られた結果を総括する。

第二章では、ゆらぎと模様生成処理を利用することで、統計分析に耐性を持たせたステガノグラフィを元に、よりシンプルなダイナミクスを有する模様生成処理機構を用いたシミュレーションと FPGA 実装を行った。提案したステガノグラフィシステムの特徴を以下にまとめた

- シンプルな模様生成ダイナミクスを用いることにより、計算コストが低く、模様生成に要するステップが少なく、ハードウェア化が容易である。
- メッセージに QR コードを用いる。

  - 二値画像情報 (白または黒) で構成されており、扱いが容易である。
  - 模様生成処理の際に輪郭から広がるため、抽出作業が行いやすい。
  - 誤り訂正能力が高い (7–30%のコード破損に対応)

- 模様生成後に自然画像にさらに埋め込む (従来のステガノグラフィとの組合せ)。

提案したステガノグラフィによる通信を、ランダムな 10,000 通りの QR コードを生成して行い、復元した QR コードの読み取り率を求めたところ、約 99% の復元した QR コードを読み取ることができた。次に、このステガノグラフィを実現するための、模様生成ダイナミクスのアーキテクチャを提案し FPGA に実装した。シミュレーションと FPGA 実機による生成画像を二乗誤差を用いて評価し、FPGA 実装したプロセッサがシミュレーションと同様の模様が生成できることを示した。

第三章では、脳のある領野で発生した脳波が別の領野において、ゆらぎとして情報処理に利用されているという生理学的見地に基づき、内部ゆらぎによる「確率共鳴」現象に着目した。「確率共鳴」現象は、ある系 (二重井戸型のような閾値が存在する系) に対し、本来は状態を切り替えられないような閾値下の入力に適度な雑音が重畳することで、確率的に閾値を超えて系が動作可能になる現象である。しかしながら、脳の複雑なネットワーク構造における動作解析は困難であるため、より単純かつ自らゆらぎを発生する単体の系としてカオス力学系に着目した。そこでカオス系の中で、二値の状態に対応できるアトラクターを有する Chua 回路を利用し、電子回路上に実装した。さらに、この単体の Chua 回路を一つの素子とする並列フィードフォワードネットワークを構築し、閾値下の信号を入力してシミュレーションを行った。以下の事項を確認した。

- 実装回路内部で生成されるゆらぎが微弱信号に重畳し、状態遷移を引き起こした。
- シミュレーションによる Chua 回路単体の評価
  - 内部雑音強度対 SNR、入出力相関値の特性から、適度な内部雑音の下で特性のピークが現れた。
- シミュレーションによる Chua 回路の並列フィードフォワードネットワークの評価
  - 並列する素子数を増やしていくと、内部雑音強度対 SNR、入出力相関値の特性のピークが高くなり、分布もピーク付近へと移動した。

以上、従来の確率共鳴の入出力相関値と外部雑音強度との関係と比較することにより、内部ゆらぎを利用した「確率共鳴」現象が生じていることを明らかにした。これらの結果から、「確率共鳴」現象を利用した工学応用を考える際に、外部雑音源を用意する必要がなくなり、その分の回路面積や消費電力を抑えることが可能になると考えられる。

第四章では、前章で示した、ゆらぎを発生する単体の系から規模を拡張し、より脳に近い振る舞いをする非線形素子による大規模な相互結合ネットワークを提案した。提案したネットワークは以下の特徴を持つ。

- 全ての素子に共通の閾値下の入力が印加され、ネットワーク全体の動作の加算平均を出力とする。
- ネットワークを構築する素子の信号は出力の他に、複数の素子にも送られ、これが内部ゆらぎとして機能する。
- 素子間は伝播する信号が衝突しないように、単一方向に信号が伝播するように結合している。
- ネットワーク内部でゆらぎとして利用出来る信号が常に伝播するように、環状ネットワーク構造にしている。
- 一つの素子に結合する他の素子の数が内部ゆらぎの量に対応する。

この内部ゆらぎを生成するネットワークに対し、閾値下の信号を入力するシミュレーション結果を以下にまとめる。

- 結合している素子からゆらぎとして入る信号強度が適切な時に入出力相関値のピークが現れる。
- 素子の結合数が適度な時に、入出力相関値のピークが現れる。
- ネットワークを構成する素子の数を増えると、ゆらぎ強度が強い状態でも入出力相関値が高くなる。

これらの結果から、ネットワーク全体で生成される内部ゆらぎによる「確率共鳴」現象が示された。また、閾値下の入力信号の周波数や位相を変化させたところ、提案ネットワークが追従可能であることが示された。

以上、本研究によって得られた成果の概略を述べた。脳における情報処理原理はまだ明らかにはなっていないが、最も基本的な要素である内部ゆらぎを利用した情報処

理原理を、単体回路から相互結合ネットワークまで示した。本論文で紹介した基本回路および基本ネットワークは、CMOS 集積回路のみならず、ゆらぎを生み出すような新規デバイスを用いた将来の集積回路や、脳の情報処理原理の研究を行う際に役立つと考えられる。

謝辞

本論文は、北海道大学大学院 情報科学研究科 情報エレクトロニクス専攻において、2010 年から現在に至るまで五年間に行った研究の成果をまとめたものである。

本研究の遂行および本論文の作成にあたり、終始懇切なご指導とご助言を賜った北海道大学大学院 情報科学研究科 情報エレクトロニクス専攻 准教授・工学博士 浅井 哲也 先生に慎んで感謝の意を表します。常日頃より、有益なご意見、ご助言を下さいました北海道大学大学院教授・工学博士 本村 真人 先生に厚くお礼申し上げます。

本学位論文を纏めるにあたり、有益なご討論をして頂いた北海道大学大学院教授 葛西 誠也 先生、富田 章久 先生に厚く御礼申し上げます。本研究を遂行するにあたり、ご指導を頂いたスイス連邦工科大学ローザンヌ校 Associate Professor Alexandre Schmid 先生に厚くお礼申し上げます。種々のご便宜ならびに有益なご教示を頂きました情報エレクトロニクス専攻諸先生方に対し感謝の意を表します。

本研究を通して有益なご討論をして頂いた東京電機大学大学院教授・堀尾 喜彦 先生に感謝の意を表します。

本研究の開始以来、永きにわたりご協力ならびにご討論して頂いた、宇田川 玲氏、Gonzalez-Carabarin Lizeth 氏、安達 琢氏をはじめとする、集積アーキテクチャ研究室の諸氏に感謝いたします。

最後に、研究活動を進めるにあたり、心身ともに助け、励ましてくれた家族に感謝いたします。

本研究に関する発表論文

1．学術論文

1. Ishimura K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., “Stochastic resonance induced by internal noise in a unidirectional network of excitable FitzHugh-Nagumo neurons,” *Nonlinear Theory and Its Applications* (in press)

2. Ishimura K., Komuro K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., “FPGA implementation of hardware-oriented reaction-diffusion cellular automata models,” *Nonlinear Theory and Its Applications,* vol. 6, no. 2, pp. 252-262 (2015).

3. Ishimura K., Komuro K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., “Image steganography based on reaction diffusion models toward hardware implementation,” *Nonlinear Theory and Its Applications,* vol. 5, no. 4, pp. 456-465 (2014).

4. Ishimura K., Asai T., and Motomura M., “Chaotic resonance in forced Chua’s oscillators,” *Journal of Signal Processing,* vol. 17, no. 6, pp. 231-238 (2013).

2．国際会議発表論文

1. Ishimura K., Komuro K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., “Stochastic resonance in a unidirectional network of nonlinear oscillators driven by internal noise,” Proceedings of the *2014 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications,* pp. 89-92, Cinema of Bourbaki Panorama, Luzern, Switzerland (Sep. 14-18, 2014).

2. Ishimura K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., “Image steganography based on hardware-oriented reaction-diffusion models,” Proceedings of the *2013 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications,* Santa Fe Community Convention Center, Santa Fe, U.S.A. (Sep. 8-12, 2013).

3. Ishimura K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., “Image steganography on digital reaction-diffusion processor,” *Nonlinear Dynamics of Electronic Systems 2013,* Palazzo Ateneo, Bari, Italy (Jul. 10-12, 2013).

4. Ishimura K., Asai T., and Motomura M., “Chaotic resonance in forced Chua’s oscillator,” *2012 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing,* Waikiki Beach Marriott Resort & Spa, Honolulu, U.S.A. (Mar. 4-6, 2012).

5. Ishimura K., Takahashi J., Horio Y., and Aihara K., “Dynamic logic circuit with chaotic transition using switched-capacitor chaotic neuron circuits,” Proceedings of the *2011 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications,* pp. 619-622, Kobe, Japan (Sep. 4-7, 2011).

3. 研究会発表論文

1. 石村 憲意, 小室 勝郎, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, “興奮性媒体の自発的活動による自己確率共鳴,” **第 *3*回 情報ネットワーク科学研究会・複雑コミュニケーションサイエンス研究会合同ワークショップ**, CCS-016, 丸駒温泉, (千歳), 2014 年 8 月 7-8 日.

2. 石村 憲意, 小室 勝郎, 浅井 哲也, 本村 真人, “興奮場における持続的集団ノイズ生成のメカニズム：外部雑音源を使わない確率共鳴,” **文部科学省科学研究費補助金「新学術領域研究」分子アーキテクトニクス領域会議**, 天童温泉「滝の湯」, (山形), 2014 年 6 月 6-7 日.

3. 石村 憲意, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, “ハードウェア実装に向けた反応拡散ステガノグラフィモデル,” *2013* **年度 第 *1*回 電子情報通信学会複雑コミュニケーションサイエンス時限研究会**, (草津), 2013 年 6 月.

4. 石村 憲意, 浅井 哲也, 本村 真人, “ダフィング方程式に基づく電子回路向けカオスダイナミクスと アナログ電子回路によるカオス共鳴実験,” **電子情報通信学会非線形問題研究会**, (知床), 2011 年 6 月.

5. 石村 憲意, 高橋 純, 堀尾 喜彦, 合原 一幸, “カオス状態を伴う動的論理回路のスイッチト・キャパシタカオスニューロン回路による実装,” **電子情報通信学会非線形問題研究会**, (札幌), 2011 年 1 月.

4. 学会発表論文

1. 石村 憲意, 牛田 実穂, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, “無地物体の奥行き検出に向けたパターン生成アルゴリズムとその LSI アーキテクチャ,” *LSI* **とシステムのワークショップ**, 北九州国際会議場, (北九州市), 2015 年 5 月 11-13 日.

2. 石村 憲意, 小室 勝郎, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, “統計的解析法に耐性のあるステガノグラフィアルゴリズムとその FPGA 実装,” *LSI* **とシステムのワークショップ**, 北九州国際会議場, (北九州市), 2014 年 5 月 26-28 日.

3. 石村 憲意, 小室 勝郎, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, “縞・斑点画像を生成／修復する反応拡散モデルの FPGA 実装,” **第** *3* **回 バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム**, pp. 98-103, A10-1, 日本科学未来館, (東京), 2013 年 11 月 26-27 日.

4. 石村 憲意, 浅井 哲也, 本村 真人, “外力を受けるチュア発振回路におけるカオス共鳴,” **電子情報通信学会総合大会**, (岡山), 2012 年 3 月.

5. 石村 憲意, 浅井 哲也, 本村 真人, “Chua のダブルスクロール系におけるカオス共鳴,” **電子情報通信学会ソサイエティ大会**, (札幌), 2011 年 9 月.

6. 石村 憲意, 宇田川 玲, 浅井 哲也, 雨宮 好仁, “擬似ダフィン系のアナログ電子回路におけるカオス共鳴,” **電子情報通信学会総合大会**, (東京), 2011 年 3 月.

5. 受賞

1. 石村 憲意, 小室 勝郎, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, “統計的解析法に耐性のあるステガノグラフィアルゴリズムとその FPGA 実装,” *LSI* **とシステムのワークショップ**, *ICD* **ポスター賞（学生部門）優秀賞**, 北九州国際会議場, (北九州市), 2014 年 5 月 26-28 日.

6. 国際会議発表論文 (共著)

1. Ushida M., Ishimura K., Schmid A., Asai T., and Motomura M., "Motion vector estimation of textureless objects exploiting reaction-diffusion cellular automata," *2015 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications,* Hong Kong, City University of Hong Kong, China (Dec. 1-4, 2015).

2. Ushida M., Ishimura K., Asai T., and Motomura M., "A reaction-diffusion algorithm for texture generation towards motion-vector estimation of textureless-objects," *2015 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing,* pp. 361-364, Universiti Teknologi Malaysia, Kuala Lumpur, Malaysia (Feb. 27-Mar. 2, 2015).

3. Otake H., Ishimura K., Asai T., and Oya T., "Study of stochastic resonance in a circular single-electron oscillator array," *The 5th International Conference on Nanotechnology: Fundamentals and Applications,* Clarion Congress Hotel Prague, Prague, Czech Republic (Aug. 11-13, 2014).

4. Otake H., Ishimura K., Asai T., and Oya T., "Signal amplification by circular single-electron oscillator network with stochastic resonance," *The 8th International Conference on Bio-inspired Information and Communications Technologies,* UMass Club, Boston, U.S.A. (Dec. 1-3, 2014).

7. 研究会発表論文 (共著)

1. 牛田 実穂, 石村 憲意, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, "無地物体の動き検出に向けた空間パターンの自己組織化モデルとその性能評価," *IEICE NetSci-CCS* **合同ワークショップ**, 第一滝本館, (登別市), 2015 年 8 月 6-7 日.

2. 小室 勝郎, 石村 憲意, Schmid A., 浅井 哲也, 本村 真人, "ハードウェア向け反応拡散モデルの電子透かし応用とその FPGA 実装," **計測自動制御学会 システム・情報部門 学術講演会** *2013,* ピアザ淡海, (大津), 2013 年 11 月 18-20 日.

3. 小室 勝郎, 石村 憲意, 浅井 哲也, 本村 真人, "反応拡散モデルを応用した生物的ステガノグラフィシステムとその回路実装," **文部科学省科学研究費補助金「新学術**

領域研究」分子アーキテクトニクス領域会議, 天童温泉「滝の湯」, (山形), 2014 年 6 月 6-7 日.

4. 大竹 央将, 石村 憲意, 浅井 哲也, 大矢 剛嗣, “環状単電子振動子ネットワークにおける確率共鳴,” **文部科学省科学研究費補助金「新学術領域研究」分子アーキテクトニクス領域会議**, 天童温泉「滝の湯」, (山形), 2014 年 6 月 6-7 日.

8. 国内学会発表論文 (共著)

1. 大竹 央将, 石村 憲意, 浅井 哲也, 大矢 剛嗣, “環状単電子振動子アレイにおける確率共鳴,” *2014* **年 第** *75* **回応用物理学会秋季学術講演会**, 北海道大学, (札幌), 2014 年 9 月 17-20 日.