複素シナジェティックコンピュータの想起性能

松井伸之*・木村允謙*・磯川悌次郎*

Retrieval Performance in Complex-valued Synergetic Computer

Nobuyuki MATSUI*, Masaaki KIMURA* and Teijiro ISOKAWA*

Synergetic Computer (SC) is a type of self-organizing computation system and has widely used for pattern recognition and/or classification problems. In the conventional SC, the order parameter is usually encoded by real values, which determines internal states. In encoding the information of images, however, the use of complex or hyper-complex values is expected to achieve the outperformance. In this paper, we propose Complex-valued synergetic computer (CVSC) where the order parameter is encoded by complex values. We further investigate the performances of our proposed CVSC through the recognition of gray-scale images, by comparing with the conventional Real-valued synergetic computer (RVSC).

Key Words: complex-valued synergetic computer, enslaving principle, order parameter, associative memory, retrieval performance

1. はじめに

ミクロな化学反応から生命現象、そしてマクロな社会現象に至るまで、さまざまな形でシステムは複雑系 (complex systems) として存在している。そのような複雑系のシステムにおいては、システムを構成する個々の独立した要素が相互作用し、特定のパターンが自己組織化されうる。その結果、それらのシステムが特有の機能や構造を創発しうるが、この現象は現在では創発現象としてよく知られている。この現象の普遍的原理を希求する多くの研究の中で、レーザー研究を端緒として隷属化原理 (enslaving principle) を見出した Haken によりシナジェティックス (synergetics) が提唱され、シナジェティックス研究が 1970 年代を中心に開花した¹⁾。レーザーにおいては、個々の励起と光の放出を個々独立に繰り返す多数の原子が、誘導放出によりある条件下で自ら生成したレーザー光の波に同期するように隷属する。この発見を一般化して、時間スケールの短い下位レベルを、創発された時間スケールの長い上位レベルが支配し、結果として少数の自由度のみが生き残るとした原理が隷属化原理である。同様の原理に基づく現象が化学反応や生物系、社会現象にも見出されるとしてシナジェティックス研究は推進されてきた。その一連の研究成果は Springer-Verlag より近年も再刊行されている^{1), 2)}。

要素間の非線形な相互作用により個々の構成要素群が競合・協調し、隷属化原理に基づいて巨視的な秩序が形成されることがシナジェティックスの本質的な特徴であるが、この特徴に基づいた計算手法がシナジェティックコンピュータ (synergetic computer: SC)²⁾である。その優れた情報処理性能は連想記憶^{3), 4)}や多義図形の認知交代などの視覚認識や行動など、脳機能の計算原理⁴⁾として、また一般 Lotka-Volterra 方程式を用いた SC のポテンシャル関数形成⁵⁾やパターン形成およびパターン認識・識別分類システムとしても幅広く研究されてきた²⁾。松井らも SC に基づく顔認識システムの実用化^{6), 7)}を試みてきたが、真に実用になりうるシステムとするためには、画像サイズや記憶パターン数の増加ならびにノイズや不完全画像に対するロバスト性の向上など、システムの実用規模に対処しうる記憶想起能力をさらに高めうる手法の開発が切望される。その性能向上の一手法として SC システムの複素数値化、多元数化は有望と考えられる。

多元数化研究は、ニューラルネットワーク研究における近年の複素数値化研究に触発された方法であり、複素数値ニューラルネットワークや複素数値自己組織化マップ (複素 SOM) のみならず、その多元数値化研究も国内外で活発に行なわれ、四元数値化ニューラルネットワークや量子ビットニューラルネットワークなどの研究も成果を上げている^{8)~10)}。松井らの研究においても複素数表現による量子ビットニューラルネットワークの実問題応用^{11)~14)}や四元数値ニューラルネットワークによる画像処理応用^{15), 16)}などを報告してその多元数化の有効性を示している。しかしながら、SC に関する多元数値化例はあまり報告されていない。

そこで、本論文では、SC の優れた情報処理性能のさらなる

* 兵庫県立大学大学院工学研究科 姫路市書写 2167

* Graduate School of Engineering, University of Hyogo, 2167 Shosha, Himeji

(Received February 8, 2011)

(Revised August 1, 2011)

性能向上と応用拡大をめざして、SC の複素数値化を行なった複素シナジェティックコンピュータ (complex-valued SC: CVSC) を提案し、画像パターン想起を例にその基本性能を精査して評価する。

2. 複素シナジェティックコンピュータ

SC における計算原理は、多数のモードをもつシステムがその無秩序状態から秩序的な時空間パターンを自律的に形成する隷属原理²⁾に基づいている。すなわち、システムの状態はモードに相当する秩序パラメータに隷従しており、無秩序であった状態が特定の秩序パラメータに従い、秩序的なパターンが形成される。またシステム構成要素の複雑な状態は少数の秩序パラメータで表現可能であり、秩序パラメータのダイナミクスは複数のパラメータ群をもつ非線形ポテンシャル関数によって決定される。したがって秩序パラメータの挙動が SC の重要な機能を決定する。以上が SC の計算原理のあらましであるが、本論文で提案する複素数値型のシナジェティックコンピュータ (CVSC) を定式化し、また従来の実数値型シナジェティックコンピュータ (RVSC) との性能比較を行なうためにも、本節では、RVSC をまず初めに構築して示しておく。

2.1 シナジェティックコンピュータ：RVSC

今、 N 個の素子からなる RVSC を考える。このシステムの状態を状態ベクトル $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_N)^T \in R^N$ で表わす。また、システムに記憶されているパターンをプロトタイプパターンと呼び、定数ベクトル $\mathbf{v}_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kN})^T \in R^N$ で与える。ただし、プロトタイプパターンの個数は M であり、 $k = 1, 2, \dots, M$ である。

RVSC の動作規則は、テストパターンと呼ばれる認識の対象となる入力パターンを状態ベクトルの初期値 $\mathbf{q}(0)$ として与え、以下の (1) 式に示すシステムダイナミクスに従って状態を遷移させる。

$$\frac{d\mathbf{q}}{dt} = -\frac{\partial V(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}^\dagger} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{q}^\dagger$ は $\mathbf{q}$ の随伴ベクトル、 $V(\mathbf{q})$ はポテンシャル関数であり、

$$V(\mathbf{q}) = V_1(\mathbf{q}) + V_2(\mathbf{q}) + V_3(\mathbf{q}) \quad (2)$$

で与えられる。ただし、

$$V_1(\mathbf{q}) = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \lambda_k (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{q})^2 \quad (3)$$

$$V_2(\mathbf{q}) = \frac{1}{4} B \sum_{k=1}^M \sum_{\substack{k'=1 \\ k' \neq k}}^M (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{q})^2 (\mathbf{v}_{k'}^\dagger \mathbf{q})^2 \quad (4)$$

$$V_3(\mathbf{q}) = \frac{1}{4} C (\mathbf{q}^\dagger \mathbf{q})^2 \quad (5)$$

である。ここで、 λ_k , B , C はシステムの変数パラメータであり、本研究では $\lambda_k = B = C = 1$ とする。また、 $\mathbf{v}_k^\dagger$ は $\mathbf{v}_k$ の随伴ベクトルであり、以下の条件を満たすものとする。

$$\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{v}_{k'} = \delta_{kk'} \quad (6)$$

$$\mathbf{v}_k^\dagger = \sum_{k'=1}^M a_{kk'} \mathbf{v}_{k'}^T \quad (7)$$

ここで、 $a_{kk'}$ は定数であり、 $M \times M$ 行列 $\mathbf{W} = [(\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{v}_{k'})]$ の逆行列 $\mathbf{W}^{-1}$ の要素である。

今、状態ベクトル $\mathbf{q}$ およびその随伴ベクトル $\mathbf{q}^\dagger$ をプロトタイプパターンベクトルを用いてつぎのように展開する。

$$\mathbf{q} = \sum_{k=1}^M \xi_k \mathbf{v}_k + \mathbf{w}, \quad (8)$$

$$\mathbf{q}^\dagger = \sum_{k=1}^M \xi_k \mathbf{v}_k^\dagger + \mathbf{w}^\dagger \quad (9)$$

ここで、 $\mathbf{w}$ および $\mathbf{w}^\dagger$ はノイズベクトルとその随伴ベクトルであり、

$$(\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{w}) = (\mathbf{v}_k \mathbf{w}^\dagger) = 0 \quad (10)$$

を満たしている。(8) 式に対し左側から $\mathbf{v}_k^\dagger$ を、(9) 式に対し右側から $\mathbf{v}_k$ を掛けると

$$\xi_k = (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{q}) = (\mathbf{q}^\dagger \mathbf{v}_k) \quad (11)$$

を得る。 ξ_k は状態ベクトル $\mathbf{q}$ とプロトタイプパターンベクトル $\mathbf{v}_k$ との相関の指標であり、秩序パラメータと呼ばれている。秩序パラメータ ξ_k はシステムの状態に対応しており、これはシステムの複雑な振る舞いをモードに相当する少数のパラメータで理解できること、すなわち、隷属原理によって秩序パラメータは微視的各部分の振る舞いを支配することを示している。

さて、(1) 式の右辺はつぎのように展開できる。

$$\begin{aligned} \frac{d\mathbf{q}}{dt} = & \sum_{k=1}^M \mathbf{v}_k (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{q}) - \sum_{k=1}^M \sum_{\substack{k'=1 \\ k' \neq k}}^M (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{q}) \cdot (\mathbf{v}_{k'}^\dagger \mathbf{q})^2 \mathbf{v}_k \\ & - (\mathbf{q}^\dagger \mathbf{q}) \mathbf{q} \end{aligned} \quad (12)$$

これに (8), (9) 式を代入すれば、

$$\frac{d\xi_k}{dt} = \left(1 - 2 \sum_{k'=1}^M \xi_{k'}^2 + \xi_k^2 - (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{w}) \right) \xi_k \quad (13)$$

$$\frac{d\mathbf{w}}{dt} = - \left(\sum_{k'=1}^M \xi_{k'}^2 + (\mathbf{w}^\dagger \mathbf{w}) \right) \mathbf{w} \quad (14)$$

を得る。状態ベクトル $\mathbf{q}$ は N 次元ベクトルであるのに対し秩序パラメータ ξ_k は 1 次元ベクトル、つまりスカラーである。したがって (13) 式の計算量は (12) 式の M/N 倍である。通常、 $M \ll N$ であるので、(13) 式の計算量は (12) 式に比べ小さくなるのがわかる。(14) 式において、右辺の $\mathbf{w}$ の係数は常に負であるので十分時間が経過すれば $(\mathbf{w}^\dagger \mathbf{w}) = 0$ となる。これは RVSC において、テストパターンに含まれたプロトタイプパターンに直交するノイズを取り除くことが可能であることを示している。最終的に $(\mathbf{w}^\dagger \mathbf{w})$ は消滅するの

で, (13) 式はつぎのように簡単化できる.

$$\frac{d\xi_k}{dt} = \left(1 - 2 \sum_{k'=1}^M \xi_{k'}^2 + \xi_k^2\right) \xi_k \quad (15)$$

この場合, ポテンシャル関数 $\tilde{V}(\xi_k)$ は,

$$\begin{aligned} \tilde{V}(\xi_k) = & -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \xi_k^2 + \frac{1}{4} \sum_{k=1}^M \sum_{\substack{k'=1 \\ k' \neq k}}^M \xi_k^2 \xi_{k'}^2 \\ & + \frac{1}{4} \left(\sum_{k=1}^M \xi_k^2 \right)^2 \end{aligned} \quad (16)$$

を得て,

$$\frac{d\xi_k}{dt} = -\frac{\partial \tilde{V}(\xi_k)}{\partial \xi_k} \quad (17)$$

を満たす. また, ポテンシャル関数 $\tilde{V}(\xi_k)$ の安定固定点は,

$$\xi_{k_0} = \pm 1 \quad (18)$$

$$\xi_{k \neq k_0} = 0 \quad (19)$$

で表わされる. このとき, 状態ベクトルは,

$$\mathbf{q} = \sum_{k=1}^M \xi_k \mathbf{v}_k = \pm \mathbf{v}_{k_0} \quad (20)$$

となり, これはプロトタイプパターンそのもの, もしくは反転パターンである. さらに, 初期状態において, $|\xi_{k_0}|$ が他のすべての $|\xi_k|$ よりも大きい場合, システムは $\mathbf{q} = \mathbf{v}_{k_0}$ に引き込まれることは明らかである.

ここで, k_0 番目のプロトタイプパターンベクトル $\mathbf{v}_{k_0}$ そのものをテストパターンとして与え, システムを動作させることを考える. 秩序パラメータの初期値は

$$\xi_k(0) = (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{q}(0)) = (\mathbf{v}_k^\dagger \mathbf{v}_{k_0}) \quad (21)$$

で与えられ, その値は,

$$\xi_{k_0}(0) = 1, \quad (22)$$

$$\xi_{k \neq k_0}(0) = 0 \quad (23)$$

となる. このとき, システムは安定状態にあり, 状態ベクトルは $\mathbf{q} = \mathbf{v}_{k_0}$ である. したがって, RVSC では完全想起が実現されることがわかる.

2.2 複素シナジェティックコンピュータ: CVSC

CVSC は状態ベクトルおよびプロトタイプパターンベクトルの各要素と秩序パラメータを複素数値化した SC であり, そのダイナミクスおよびポテンシャル関数は, 従来型の RVSC を踏襲したものである. したがって, 秩序パラメータを $\xi_k = a_k + ib_k$ とすれば, そのダイナミクスの実部と虚部は,

$$\begin{aligned} \operatorname{Re} \left[\frac{d\xi_k}{dt} \right] = & a_k \left(1 - 2 \sum_{k'=1}^M (a_{k'}^2 - b_{k'}^2) + (a_k^2 - b_k^2) \right) \\ & + b_k \left(4 \sum_{k'=1}^M a_{k'} b_{k'} - 2a_k b_k \right) \end{aligned} \quad (24)$$

Fig. 1 A plot of the function $\tilde{V}(\alpha)$

$$\begin{aligned} \operatorname{Im} \left[\frac{d\xi_k}{dt} \right] = & b_k \left(1 - 2 \sum_{k'=1}^M (a_{k'}^2 - b_{k'}^2) + (a_k^2 - b_k^2) \right) \\ & + a_k \left(-4 \sum_{k'=1}^M a_{k'} b_{k'} + 2a_k b_k \right) \end{aligned} \quad (25)$$

と表わせる. ここで, この場合の安定状態を調べるために,

$$\operatorname{Re} \left[\frac{d\xi_k}{dt} \right] = \operatorname{Im} \left[\frac{d\xi_k}{dt} \right] = 0 \quad (26)$$

となる ξ_k について考える. 今, $\xi_k \neq 0 + i0$ となる α 個の ξ_k を

$$\xi_k = \xi_0 = a_0 + ib_0 \quad (27)$$

とすれば, (24), (25) 式から,

$$\xi_0 = a_0 + ib_0 = \pm \sqrt{\frac{1}{2\alpha - 1}} + i0 \quad (28)$$

を得る. これを (16) 式に代入すると, ポテンシャル関数 $\tilde{V}(\alpha)$ を得る.

$$\tilde{V}(\alpha) = -\frac{\alpha}{4(2\alpha - 1)} \quad (\alpha = 1, 2, \dots, M) \quad (29)$$

このポテンシャル関数 $\tilde{V}(\alpha)$ のグラフを Fig. 1 に示す. Fig. 1 からエネルギーが最小値となる α は 1 となる. つまり, ただ 1 つの秩序パラメータが非零の値を取ることにになり, その秩序パラメータを ξ_{k_0} とすれば, その値は

$$\xi_{k_0} = \xi_0 = \pm 1 + i0 \quad (30)$$

となる. このときの状態ベクトルは,

$$\mathbf{q} = \sum_{k=1}^M \xi_k \mathbf{v}_k = \pm \mathbf{v}_{k_0} \quad (31)$$

となり, これは, RVSC の場合と同様に, プロトタイプパターンそのもの, もしくは反転パターンである.

以上のように, CVSC においても, 秩序パラメータをダイナミクスに従って遷移させることで, テストパターンから特定のプロトタイプパターンを想起させることが可能であることがわかる.

3. CVSC の想起性能

プロトタイプパターンとして使用するパターンは画像サイ

Fig. 2 Test pattern examples: (a) partially lacking version of a prototype pattern image (Lenna shown in Fig. 3(a)), (b) salt and pepper noise added version of a prototype pattern image (Lenna shown in Fig. 3(a))

ズが縦横 32, 64, 128 画素の 256 階調グレースケール自然画像である。また、テストパターンは **Fig. 2** のようなプロトタイプパターンの情報を欠落させた画像もしくはごま塩ノイズを加えた画像である。

本研究では、 k 番目の画像の画素値 $I_k(n)$ を以下の式を用いてベクトルの要素 v_{kn} に変換する。CVSC では、画素入力を複素数値化するための手法として画素値を複素平面における単位円上の一点として記述する位相表示を採用する¹⁷⁾。

$$\text{RVSC} : v_{kn} = I_k(n) \quad (32)$$

$$\text{CVSC} : v_{kn} = \exp\left(i \frac{2\pi}{256} I_k(n)\right) \quad (33)$$

さらに、計算時にはプロトタイプパターンベクトルとテストパターンベクトルはつぎの 2 つの条件に従うように正規化を行なう。

$$\sum_{i=1}^N v_{kn} = 0 \quad (34)$$

$$(\mathbf{v}_k^T \mathbf{v}_k) = 1 \quad (35)$$

ただし、CVSC の場合、 $\mathbf{v}_k^T$ の要素 $\bar{v}_{kn}$ は v_{kn} の複素共役である。

つぎに、SC の数値計算方法を示す。秩序パラメータのダイナミクスを離散時間形式で書くと、時間微分を前進差分で置き換えて、

$$\begin{cases} \xi_k(t+1) = \left\{ 1 + \tau \left(1 - 2D(t) + \xi_k(t)^2 \right) \right\} \xi_k(t) \\ D(t) = \sum_{k'=1}^M \xi_{k'}(t)^2 \end{cases} \quad (36)$$

Fig. 3 4 different prototype patterns and a test pattern in illustration of restoration abilities

(a) Time evolution of state vector in RVSCs

(b) Time evolution of state vector in CVSCs

Fig. 4 Illustration results

Fig. 5 Restoration performances for partially lacking images in the case of the fixed image size: 128 × 128 pixels

Fig. 6 Restoration performances for partially lacking images in the case of $M = 16$

となる。ここで、 τ は時間刻み幅、秩序パラメータ $\xi_k(t)$ は RVSC の場合は実数値を、CVSC の場合は複素数値をとるものとする。初期値として $\xi_k(0) = (v_k^T q(0))$ を与え、値の更新は秩序パラメータ ξ_{k_0} が $\xi_{k_0} = \pm 1$ あるいは $\xi_{k_0} = \pm 1 + i0$ に収束するまで行なう。このときシステムは秩序パラメータ ξ_{k_0} に対応するプロトタイプパターン v_{k_0} を認識したとする。本研究では $\tau = 0.1$ 、収束判定における許容誤差を 0.001 とする。

数値計算例として、**Fig. 3(a)~(d)** に示す 4 個の 256 階調グレイスケール画像をプロトタイプパターンとして記憶させた RVSC および CVSC に **Fig. 3(a)** に対してごま塩ノイズを加え、さらに情報を欠落させた **Fig. 3(e)** をテストパターンとして入力した場合の状態ベクトルの時間変化を **Fig. 4** に示す。

3.1 情報を欠落させた場合

Fig. 2(a) のように、プロトタイプパターンの一部を画素値が 0 になるように正方形で塗りつぶすことで情報を欠落させた画像をテストパターンとする。

まず、プロトタイプパターンとして縦横 128 画素の画像を使用し、プロトタイプパターン数を $M = 4, 8, 12, 16$ とした場合の認識率および平均収束ステップ数を **Fig. 5** に示す。つ

ぎに、プロトタイプパターン数を $M = 16$ で固定し、画像サイズが $32 \times 32, 64 \times 64, 128 \times 128$ 画素の画像をプロトタイプパターンとした場合の認識率および平均収束ステップ数を **Fig. 6** に示す。ただし、横軸は情報欠落率であり、これは、プロトタイプパターンおよびテストパターン画像における総画素数 (N) に対する画素値を 0 とした画素数の割合と定義する。

Fig. 5 をみると、情報欠落率の増加とともに認識率が低下し、平均収束ステップ数が増加していることがわかる。RVSC と CVSC を比べると、CVSC のほうが認識率は高く、平均収束ステップ数は小さいことがわかる。また、プロトタイプパターン数が増加すると認識率は低下し、平均収束ステップ数は増加することがわかる。たとえば、情報欠落率 60% で両者を比較した場合、RVSC の認識率および平均収束ステップ数は、およそ 55% 未満、70 ステップ以上であるのに対し、CVSC では、ほぼ 100% および 50 ステップ以下である。

Fig. 6 から、RVSC より CVSC のほうが認識率が高く、平均収束ステップ数が小さいことがわかる。たとえば、情報欠落率 60% で両者を比較した場合、RVSC の認識率および平均収束ステップ数は、およそ 50% 未満、80 ステップ以上であるのに対し、CVSC では、ほぼ 100% および 50 ステッ

(a) Noise rate dependence of recognition rates

(b) The number of non-noise pixels dependence of recognition rates

Fig. 7 Restoration performances for salt and noise added images in the case of the fixed image size: 128×128 pixels

(a) Noise rate dependence of recognition rates

(b) The number of non-noise pixels dependence of recognition rates

Fig. 8 Restoration performances for salt and noise added images in the case of $M = 16$

プ以下である。また、情報欠落率が80%以下であれば、画像サイズが大きくなっても認識率および平均収束ステップ数はほとんど変化しないことがわかる。

さらに、元画像に対する欠落情報の割合が100%のとき、つまり、すべての画素値が0のテストパターンはどのパターンとも認識されておらず、認識率は0%となっている。これは、すべての秩序パラメータの値が0のためにダイナミクスが発展せず、システムが不安定固定点で停止したためである。

3.2 ごま塩ノイズを付加した場合

Fig. 2(b)のように、プロトタイプパターンにごま塩ノイズを加えた画像をテストパターンとする。

まず、プロトタイプパターンとして縦横128画素の画像を使用し、プロトタイプパターン数を $M = 4, 8, 12, 16$ とした場合の認識率をFig. 7に示す。ただし、Fig. 7(a)はノイズ率(全画素数に対するノイズ画素数の割合)に対する認識率、Fig. 7(b)はノイズが加わっていない画素の個数(非ノイズ画素数)に対する認識率である。また、Fig. 7(a)において、全系列の認識率が100%であるノイズ率0%~80%区間のプロットは省略した。Fig. 7をみると、RVSCよりCVSCのほうが認識率は高いことがわかる。また、Fig. 7(a)では確認できないが、Fig. 7(b)をみるとRVSCだけではなくCVSCも

プロトタイプパターン数の増加とともに認識率が低下していることがわかる。

つぎに、プロトタイプパターン数を $M = 16$ で固定し、画像サイズが $32 \times 32, 64 \times 64, 128 \times 128$ 画素の画像をプロトタイプパターンとした場合の認識率をFig. 8に示す。ただし、Fig. 8(a)はノイズ率に対する認識率、Fig. 8(b)は非ノイズ画素数に対する認識率である。また、Fig. 8(a)において、全系列の認識率が100%であるノイズ率0%~40%区間のプロットは省略した。Fig. 8をみると、RVSCよりCVSCのほうが認識率が高く、画像サイズが 128×128 の場合のRVSCと画像サイズが 32×32 の場合のCVSCを比べてみてもCVSCのほうが認識率が高いことがわかる。すなわち、CVSCはRVSCの $1/16$ の情報量(画像サイズ)の画像からRVSCよりも正確な認識が行なえているということである。また、CVSCの場合、非ノイズ画素数に対する認識率は画像の大きさを変えてもほぼ同じであることがわかる。

これらの結果は、CVSCの処理能力が画像サイズ N などの情報量を次元拡張によって単に倍増化しただけの効果でないことを示唆している。

3.3 混合パターンを入力した場合

前節までの実験に用いたテストパターン、すなわち情報の

Fig. 9 Test pattern for mixture input. (a) and (b): Prototype patterns used for mixture, and (c): mixture pattern.

欠落およびごま塩ノイズ付加においては、テストパターンにプロトタイプパターンの情報が部分的ではあるがそのまま残されている。本節では、テストパターンとしてプロトタイプパターンのうち 2 つを混合したパターンを入力した場合の CVSC および RVSC の挙動について述べる。これにより、プロトタイプパターンの情報がそのままテストパターンに存在しない場合の想起性能を調べることができる。

Fig. 9 に混合されたパターンおよびそれに用いたプロトタイプパターンを示す。本実験においては、記録されたプロトタイプパターンから 2 つを選び出し、それらの各画素値を以下の式に従い混合したパターンをテストパターンとして用いる。

$$p_t(i) = \alpha \cdot p_1(i) + (1 - \alpha) \cdot p_2(i) \quad (37)$$

$$(i = 1 \dots 128 \times 128)$$

ここで、 $p_1(i)$ および $p_2(i)$ は 2 つのプロトタイプパターンにおける i 番目の画素値を表わし、 $p_t(i)$ はテストパターンにおける i 番目の画素値を表わす。また、 α ($0 \leq \alpha \leq 1$) は 2 つのパターンの混合率を表わす。Fig. 9(c) に示す混合パターンは、Fig. 9(a) の画像 (パターン #1) の画素値を $p_1(i)$ 、Fig. 9(b) の画像 (パターン #2) の画素値を $p_2(i)$ としており、 $\alpha = 0.53$ として生成している。この値は完全に同等に混合している場合 ($\alpha = 0.5$) に非常に近い値であり、これらのパターンの識別が困難であると予想されるものとして設定している。

RVSC および CVSC に対してこのテストパターンを入力した場合における秩序パラメータの時間発展の代表例を Fig. 10 と Fig. 11 にそれぞれ示す。これらの図において、Fig. 9(a) および Fig. 9(b) に対応する秩序パラメータの変化に着目する。RVSC の場合 (Fig. 10) においては、パターン #1 とパターン #2 に対応する秩序パラメータはほぼ同じ値を示しており、90 ステップに至るまではほぼ同様の変化を示している。ところが、90 ステップを超えてからの変化は、混合割合が低

Fig. 10 A behavior of order parameters in RVSC in the case of mixture input

Fig. 11 A behavior of order parameters in CVSC in the case of mixture input

い ($1 - \alpha = 0.47$) パターン #2 に対応する秩序パラメータが 1 に漸近し、混合割合が高いパターン #1 に対応する秩序パラメータは 0 に変化している。最終的には、RVSC はこの入力パターンをパターン #2 であると判断している。

CVSC の場合 (Fig. 11), 秩序パラメータは複素数であるので、実部および虚部それぞれに対する時間発展を示している。パターン #1 および #2 以外に対応する秩序パラメータはほぼ 0 付近の値を取っているのに対して、パターン #1 および #2 に対応するものは 0 から離れた値を取る。これについては、RVSC と同様の傾向であるが、CVSC の場合はそれぞれのパターンに対応する秩序パラメータは実部・虚部両方において互いに異なる値を取っている。その後の変化を見ると、パターン #1 に対応した秩序パラメータの実部は 1 となり、パターン #2 に対応するものは 0 に漸近する。また、虚部について見ると、いずれの秩序パラメータも 0 に変化している。これにより、CVSC においては、入力パターンをパターン #1 と判断しており、混合パターンの α 値が大きいものを想起していることがわかる。

これらの結果より、混合パターンを入力した場合において、RVSC では混合しているパターンを分離区別することが困難であるが、CVSC ではそれらを分離区別できており、CVSC の処理能力が高いことが示唆される。

4. ま と め

本研究では、RVSCを複素数値化したCVSCを提案し、両者に対して情報が欠落した画像、ごま塩ノイズを付加した画像、および混合パターンに対する認識性能の比較を行なった。その結果、CVSCの認識性能はRVSCのそれを凌駕することを明らかにできた。また、CVSCは画像サイズを小さくしても、認識率はほとんど低下しないことから、CVSCは画像を圧縮した認識にも有効だと考えられる。さらに、平均収束ステップ数としてはCVSCのほうが少ないが、実際の計算量では秩序パラメータが複素数であるために、値の更新に必要な時間はRVSCに比べて大きくなる。しかしながら、実計算時間は100ミリ秒(CPU: Intel Pentium4 3.60GHz)を下回っており、たとえ計算時間が増えたとしても、複素数値化の効能は実用上十分に期待できる。

今回の実験では、情報が欠落した画像とごま塩ノイズを付加した画像ならびに混合パターンを入力した場合の想起能力についての比較のみであったが、SCにおける複素数値化がもたらす効能を十分に示すことができた。今後の課題としては、さまざまなノイズに対するロバスト性など、より一般的な比較が必要であるとともに、使用メモリや実処理時間などの計算コストについても精査する必要がある。また、本研究ではCVSCにおける画像パターンの符号化として各画素について対応する位相情報に変換しているが、画素間の位相情報をより効果的に利用できる符号化法を検討することも必要である。さらに、この手法を実用的な手法にするために、この理論的背景を今後明らかにしていくことが重要である。

謝辞 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金(基盤研究(C) 20500211ならびに若手研究(B) 21700259)の助成を受けたものである。ここに謝意を表す。

参 考 文 献

- 1) H. Haken: Synergetics: An introduction, Nonequilibrium Phase Transition and Self-Organization in Physics, Chemistry and Biology, Springer-Verlag (1978, 2004)
- 2) H. Haken: Synergetic Computers and Cognition, Springer-Verlag (1990, 2004)
- 3) 北原, 中川: 相互相関型シナジェティックニューラルネットワーク, 電子情報通信学会論文誌, **J80-A-6**, 949/959 (1997)
- 4) H. Haken: Principles of Brain Functioning, A Synergetic Approach to Brain Activity, Behavior and Cognition, Springer-Verlag (1996)
- 5) 奥原, 尾崎: シナジェティックコンピュータにおける逆問題の解法, 電子情報通信学会論文誌, **J80-D-II-11**, 3058/3068 (1997)
- 6) 橋本, 松井: シナジェティック・コンピュータによる顔認識, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, 情報・システム(2), 239 (1995)
- 7) 松井, 磯川, 藤原, 赤坂, 奈倉: 創発計算論に基づく顔認識, 姫路工業大学工学部研究報告, **50**, 82/88 (1997)
- 8) 廣瀬 明: 応用分野が広がる複素ニューラルネットワーク小特集, 電子情報通信学会誌, **87-6**, 446/492 (2004)
- 9) 廣瀬 明: SGC ライブラリ-38 複素ニューラルネットワーク, サイエンス社 (2005)
- 10) T. Nitta: Complex-Valued Neural Networks, Utilizing

High-Dimensional Parameters, IGI Global (2009)

- 11) 松井, 高井, 西村: 量子描像ニューロンに基づく量子回路対応ネットワークモデル, 電子情報通信学会論文誌, **J81-A-12**, 1687/1692 (1998)
- 12) N. Kouda, N. Matsui and H. Nishimura: Image Compression by Layered Quantum Neural Networks, Neural Processing Letters, **16-3**, 67/80 (2002)
- 13) N. Kouda, N. Matsui, H. Nishimura and F. Peper: An Examination of Qubit neural network in Controlling an Inverted Pendulum, Neural Processing Letters, **22-3**, 277/290 (2005)
- 14) N. Kouda, N. Matsui, H. Nishimura and F. Peper: Qubit Neural Network and Its Learning Efficiency, Neural Computing and Applications, **14-2**, 114/121 (2005)
- 15) N. Matsui, T. Isokawa, H. Kusamichi, F. Peper and H. Nishimura: Quaternion neural network with geometrical operators, Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, **15-3-4**, 149/164 (2004)
- 16) H. Kusamichi, T. Isokawa, N. Matsui, Y. Ogawa and K. Maeda: A New Scheme for Color Night Vision by Quaternion Neural Network, In Proceedings of the 2nd International Conference on Autonomous Robots and Agents (ICARA2004), 101/106 (2004)
- 17) N.N. Aizenberg, Y.L. Ivaskiv and D.A. Pospelov: About one generalization of the threshold function, Doklady Akademii Nauk SSSR (The Reports of the Academy of Sciences of the USSR), **196-6**, 1287/1290, in Russian (1971)

[著 者 紹 介]

松 井 伸 之 (正会員)

1980年京都大学大学院工学研究科博士課程修了, 工学博士。近畿大学理工学部助手, 講師, 姫路工業大学助教授, 98年同大学教授, 2004年兵庫県立大学工学研究科教授。現在, 計測自動制御学会システム・情報部門先端ナチュラコンピューティングとその応用調査研究会主査。量子ソフトコンピューティングに関する研究などに従事。IEICE, ISCIE, JPS, INNS 各会員。

木 村 允 謙 (学生会員)

2011年兵庫県立大学工学研究科博士前期課程修了。2010年度計測自動制御学会システム・情報部門奨励賞受賞。

磯 川 梯 次 郎 (正会員)

1999年姫路工業大学大学院工学研究科修士課程修了, 2001年同大学大学院博士後期課程中退, 同年同大工学部情報工学科助手, 2006年兵庫県立大学大学院工学研究科准教授, 現在に至る。博士(工学)。高次元数体系に基づくニューラルネットワーク, 非同期セルオートマトンなどに関する研究に従事。IEEE, IEICE, ISCIE 各会員。