

H_009

ダフィング方程式を用いたカオスニューロン素子の設計

Design of Chaotic Neuron Unit with a Duffing Equation

田中稔次朗[†]、 日浦悦正[‡]、 保道浩司[†]、 渋谷光博[†]
 Toshihiro Tanaka, Etsumasa Hiura, Kouji Yasumichi, Mitsuhiro Shibuya

1. はじめに

1943年にMcCullochとPitts[1]によりニューロンの数理モデルが提案されて以来、多くのニューロン素子が考案され、それらの特性が調べられている。今日、これらのニューロン素子を搭載したニューラルネットワークモデルが研究され様々な分野で応用されている。近年、合原達[2]はカオス特性を有するカオスニューロンを最初に提案し、そのダイナミカルな振る舞いを詳しく調べた。また、井上と永吉[3]は結合したカオス振動子をニューロンの内部構造にもつカオスニューロンを考案し、それらのニューロンから構成されたカオスニューラルネットワークによる連想記憶や巡回セールスマン問題を研究した。井上達[4]のカオスニューロンは、2つのカオス振動子の同調、非同調によって1または0を出力する。彼等は情報処理能力をもつカオスニューラルネットワークをカオスニューロコンピュータと呼んだ。最近、田中と日浦[5]は、サインマップを用いたカオスニューロン素子を開発し、そのニューロン素子から構成されたカオスニューラルネットワークの情報処理能力を調べた。サインマップを用いたモデルは、従来のモデルと比較してよりすぐれた情報処理能力を有することがわかった。本論文の目的は、新しいニューロン素子の開発、ダフィング方程式によって記述される内部状態をもつニューロン素子を開発し、その動的特性を調べることである。

2. ダフィング方程式

非線形インダクタンスを含む直列共振回路を記述するための2階の線形微分方程式は、ダフィング方程式と呼ばれている[6]。この微分方程式は直列共振回路だけでなく、周期外力下のダブルウェルポテンシャル中の粒子の運動など、種々の非線形力学系を記述する方程式でもある。この式を一階の微分方程式に直して、時間を陽に含まない自律系として取り扱くと次のように表される。

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= y \\ \frac{dy}{dt} &= \varepsilon - \alpha y + \beta x - \gamma x^3 + f \cos z \\ \frac{dz}{dt} &= \omega \end{aligned} \quad (1)$$

ただし、 α は減衰係数、 β 、 γ は正の定数、 f は周期外力の振幅、 ω は周期外力の振動数である。また、 ε は静的外場の傾きを表すパラメータである。式(1)で $\varepsilon=0$ と置いたものがダフィング方程式である。式(1)は周期外力の振幅 f の値に依存して、周期運動からカオス運動へ遷移するがそれを図1に示す

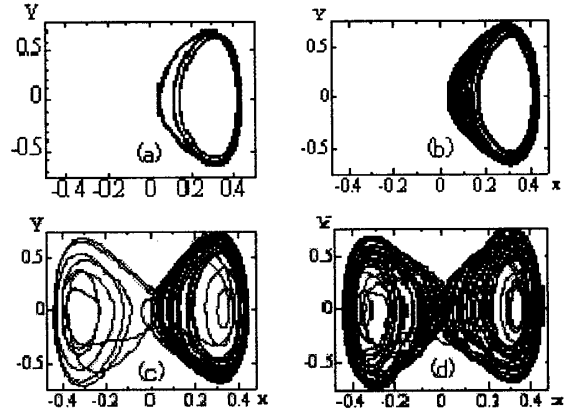


図1 ダフィング方程式の位相図、周期外力の振幅 f はそれぞれ (a) $f=0.85$ (b) $f=0.84$ (c) $f=0.85$ (d) $f=0.86$ である。

3. ニューロンの内部状態

設計する新しいカオスニューロンはダフィング方程式で表されるダブルウェルポテンシャル中の粒子の運動に傾き ε の静的外場を加えたものである。この ε は静的外場によるポテンシャルの非対称性と谷の深さに寄与する。振幅が $f=1.0$ の場合に、傾き ε が存在する場合、すなわち外場を加えたときのカオス運動の変化を図2で示す。なお、ニューロンの内部状態 $x_i(t)$ 、 $y_i(t)$ 、 $z_i(t)$ は、式(1)を用いてルンゲ・クッタ法により計算される。

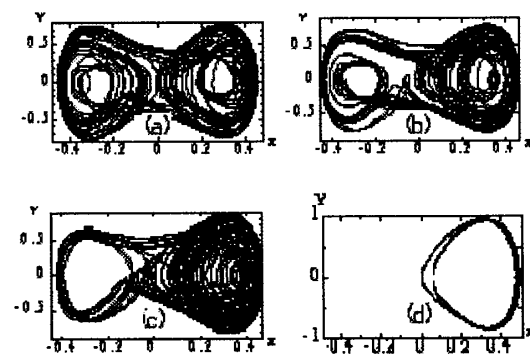


図2 ε の変化による位相図、周期外力の振幅が $f=1.0$ で ε がそれぞれ(a) $\varepsilon=0.0$ (b) $\varepsilon=0.1$ (c) $\varepsilon=0.3$ (d) $\varepsilon=0.6$ の場合である。

図2から ε が小さい場合は、内部状態は正負の領域に等確率でカオス運動として存在するが、 ε が大きくなるに従って谷の深い領域でのカオス運動になり、さらに大きくなると一方谷に落ち込んで周期運動に移ることがわかる。

次に x_i の時間変化を図3に示す。内部状態はほとんど正の値をとるが、間欠生カオス的に負の値もとることがわか

[†] 県立広島大学、経営情報学部

[‡] 福山職業能力開発短期大学校、情報技術科

る。この間欠的な挙動がニューロンをデザインするときに重要な役割を演じる。

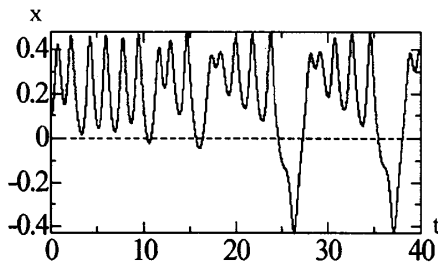


図3 $\epsilon=0.3, f=1.0$ の場合について x_i の時間変化

4. カオスニューロンモデル

ホップフィールドモデルは相互結合型ニューラルネットワークの代表的なモデルである。本論文では、ホップフィールドネットワークモデルに従って、ニューロンの状態更新を考察する。状態更新には内部電位 $I_i(n)$ が重要であり、次のように与えられる[7]。

$$I_i(n) = \sum_j w_{ij}(n)u_j(n) + s_i(n) - \theta_i(n) \quad (2)$$

ただし、 n は離散時刻、 $w_{ij}(n)$ は素子の結合荷重、 $s_i(n)$ は外力、 $\theta_i(n)$ はしきい値を表す。

次に式(2)を用いてカオスニューロンを設計する。I 番目のニューロンの内部状態を記述するダフティング方程式に含まれる ϵ_i は時刻 n の関数であり、 $I_i(n)$ を用いて次のように決定する。

$$\epsilon(n) = \begin{cases} -\epsilon & \text{if } I_i(n) \geq 0 \\ +\epsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ただし、 $\epsilon > 0$ である。式(3)の意味は、周りのニューロンが発火している場合、正の領域のポテンシャルの谷が深くなり、その領域内でのカオス運動を続けるということである。つまり、 ϵ は他のニューロンからの情報によって、このニューロンが発火(静止)しやすい状態になるように内部の運動状態を決定する機能をもつ。

最後に、式(1)を用いて、 $x_i(t+\delta t), y_i(t+\delta t), z_i(t+\delta t)$ を計算し、それらの値によって時刻 $(n+1)$ におけるニューロンの出力 $u_i(n+1)$ を決定するが、そのためには $u_i(n+1)$ を次のように決めればよい。

$$u_i(n+1) = \begin{cases} 1 & \text{(発火状態) if } x_i(t+\delta t) \geq 0 \\ 0 & \text{(静止状態) otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

したがって、式(1),(2),(3)及び(4)から、ニューロンの内部状態がダフティング方程式で記述される構造をもつカオスニューロン素子が得られた。

5. 終わりに

本研究では、ダフティング方程式を利用した新しいカオスニューロンを設計し、そのカオスニューロンの特性を調べた。カオスニューロンの内部状態は、周期外力の強さと静的な外力の大きさによって正と負の領域を彷徨し、ニューロンの出力として0と1の値をとるが、条件によっては非対称ポテンシャルの正の谷の中で運動し、ニューロンの出力としては1の状態をとり続ける場合もあることがわかった。これは情報処理素子としての条件を満たしており、このカオスニューロンモデルは情報処理能力があるとわかった。

今後の課題として、提案したカオスニューロンを用いてカオスニューラルネットワークを開発し、それを巡回セールスマン問題に適用することで、このカオスニューロン素子の性能を調べたい。

参考文献

- [1] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the idea immanent in nervous activities", Bull. Math. Biophys. 5, pp.115-133 (1943).
- [2] K. Aihara, T. Tanabe and M. Toyoda, "Chaotic neural networks", Phys. Letters A, vol.144, no.6, pp.333-340 (1990).
- [3] M. Inoue and A. Nagayoshi, "A chaos neuro-computer", Phys. Letters A, vol.158, pp.373-376 (1991).
- [4] 井上政義 : カオスニューロコンピュータ, 数理科学, No.348, pp.53-58, (1992).
- [5] T. Tanaka and E. Hiura, "Computational abilities of a chaotic neural network", Phys. Letters A, vol.315, pp.225-230 (2003).
- [6] 上田 院亮 : 電気電子回路の不規則遷移現象, 数理科学, No.207, pp.38-44 (1980).
- [7] J. J. Hopfield "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proc. Natl. Aced. Sci, USA, vol.79, pp.2554-2558 (1982).