

分割とPS0に基づく周期倍分岐集合探索

KAWAGUCHI, Kotaro / 川口, 弘太郎

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学研究科編

(巻 / Volume)

63

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

3

(発行年 / Year)

2022-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00025326>

分割と PSO に基づく周期倍分岐集合探索

PERIOD DOUBLING BIFURCATION SET SEARCH BASED ON DRCOMPOSITION AND PSO

川口弘太郎

Kotaro KAWAGUCHI

指導教員 齋藤利通

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

This paper studies application of the PSO to the calculation of the period doubling bifurcation sets in a bifurcation neuron. The neuron is a simple neuron model that outputs spike-train by repeating integrate-and-fire behavior. Depending on the parameters, the neuron exhibits period doubling bifurcation phenomena. In order to search the bifurcation sets. We apply a PSO based algorithm to a return map from the neuron model. Performing basic numerical experiments, the algorithm efficiency is confirmed.

Key Words : PSO, Period doubling bifurcation, decomposition

1. はじめに

本紀要では、粒子群最適化法(PSO)の周期倍分岐集合(BN)への応用について考察する。PSOは生物の集団行動をヒントにした進化計算アルゴリズムの一種[1]である。粒子間で情報共有を行い、目的関数を基準値に近づけることで近似解を探索する。利点としては、実装が容易であること、アルゴリズムが簡素であること、動作が柔軟で大域探索に適していることなどが挙げられる。応用例としては、非線形システム安定性の解析[2]、再生エネルギー供給系の最大電力点追従[3]などが挙げられる。本紀要では非線形システム安定性の解析の一環として分岐ニューロン(BN)の周期倍分岐集合の探索に用いる。

分岐ニューロン(BN)は簡素なニューロンモデルの一種である。積分発火現象を起こしスパイク列を出力する[4]。応用例としては、A/Dコンバータ、画像処理、寝具お処理などが挙げられる。振幅、しきい値等のパラメータを変化させることによりスパイクの周期列も変化する(例:1周期→2周期→4周期→8周期→カオスなど)。特に、周期が2倍に変化する現象を周期倍分岐と呼び、周期倍分岐が起きるパラメータの集合体(周期倍分岐集合)を PSO によって探索する。

本論文では、動作の簡略化を理由にすべて PSO による周期倍分岐集合の探索はパラメータ空間を1次元に分割した直線上で行う。しかし、1次元 PSO で平面上の周期倍分岐集合を探索する際には1つの問題が生じる。それは、探索直線をランダムに配置し

た場合は探索直線と周期倍分岐集合がぶつからない可能性があるということである。そのため、分岐集合の概形が把握できていない状態で探索を行う際には向いていないと思われる。そこで、本紀要では新たに探索直線をカオス領域から放射線状に配置して探索を行う手段を提案する。カオス領域が周期倍分岐集合に囲まれるように存在することから提案した方法で、解の発見が保証できることを期待する。

全体の流れとしては、まず周期倍分岐現象が起きる条件式を定義する。PSOは最適化問題を解析するアルゴリズムであり、目的関数を定義する必要があるが、本研究では分岐現象の条件式をもとに目的関数を定義する。次に PSO のアルゴリズムを定義する。PSOには4つの評価情報が存在する。次に、数値実験を行い新手法が実際に解の発見を保証できるのか検証し考察を行う。

2. 目的関数

分岐ニューロン(BN)はスパイク列を出力するニューロンである。

m 番目のスパイク位置を τ_m 、スパイク位相 θ_m を $\tau_m \bmod 1$ とする。スパイクの位相の系列は、図1のリターンマップで記述される。

$$\theta_{n+1} = \theta_n + k \sin \theta_n + X_T \equiv f(\theta_n) \quad (1)$$

このとき、 $k < X_T$ 。

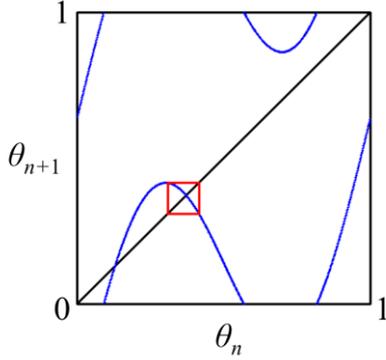


図 1. リターンマップ

次に、周期倍分岐が起こる条件について考える。 n 周期点 p_n の条件を式(2)に示す。

$$f^n(p) = p_n \quad (2)$$

ただし、 $f(p)$ から $f^n(p)$ は全て異なる。また、周期倍分岐は式(2)の傾きが -1 となるとき生じる。よって、 n 周期から $2n$ 周期への周期倍分岐集合は次式で与えられる。

$$\left. \frac{d}{d\theta} f^n(\theta) \right|_{\theta=p_n} \equiv Df^n(p_n, \mathbf{a}) = -1 \quad (3)$$

ただし、

$$\mathbf{a} \equiv (\mathbf{X}_T, k) \quad (4)$$

ここで、周期倍分岐集合を探索するための目的関数は次式で与えられる。

$$F_n(\mathbf{a}) = |Df^n(p_n, \mathbf{a}) + 1| \quad (5)$$

なお、本紀要の目的関数は 0 に近似させることで解を発見できる。

3. PSO アルゴリズム

初めに、PSO の粒子の表記を定義する。粒子数を n 、世代数を g とする。PSO の 4 つの評価情報のうち 2 つは速度と位置である。 i 番目 ($i=1,2,\dots,N$) の粒子の速度 v と位置 x はそれぞれ次に示すとおりである。

$$v^i(g) \equiv (v_1^i(g), v_2^i(g)) \quad (6)$$

$$x^i(g) \equiv (x_1^i(g), x_2^i(g)) \quad (7)$$

また、 x_1 と x_2 はそれぞれ k 、 X_T に対応するパラメータである。

残り 2 つの評価情報は近似解判定に用いるパラメータで、本紀要ではパーソナルベストとローカルベストを用いる。パーソナルベストとは各粒子が現世代までにとった値の中での最良値、ローカルベストは近傍粒子間での最良値である。粒子同士の結合ト

ポロジーは、すべての粒子の中での最良値を求める全結合や両隣の粒子を結合させるリング結合などが存在するが、今回はリング結合を用いる。探索の手順を表すと次の通りである。

Step 1: 初期位置 $x^i(0)$ をパラメータ空間内で設定し、初期速度 $v_i(0)$ を設定する。

Step 2: 粒子の速度と位置を次式により更新する

$$v^i(g+1) \leftarrow wv^i(g) + c_1(P^i(g) - x^i(g)) + c_2(L^i(g) - x^i(g)) \quad (8)$$

$$x^i(g+1) \leftarrow v^i(g+1) + x^i(g) \quad (9)$$

ただし、 w は慣性定数、 c は加速度係数

Step 3: パーソナルベスト $P^i(g)$ 、ローカルベスト $L^i(g)$ を次式で更新する

$$P^i(g) \leftarrow x^i(g) \quad \text{if } H(P^i(g)) > F(x^i(g)) \quad (10)$$

$$L^i(g) \leftarrow p^i(g) \quad \text{if } H(L^i(g)) > F(P^i(g)) \quad (11)$$

Step 4: 次式より近似解判定を行う。

$$F(L^i(g)) < \varepsilon \quad (12)$$

Step 5: 世代上限 g_{max} に達したら終了、次の探索直線へ。達していない場合は Step 2 から繰り返す

Step 6: 探索直線を変えて Step 1 から繰り返す。

また、今回の実験では探索直線上に解が複数存在する可能性がある。よって、タブー区間を設ける。タブー区間は一度発見した解を再発見することを防ぐ目的で用いる。近似解から半径 r 以内をタブー区間とし、タブー区間内に粒子が侵入した場合目的関数を改悪することで解の発見を防ぐ。また、探索直線の配置方法であるが、基本的にパラメータ空間内に等間隔に 10 本配置するようにしてある。ただし、探索直線上で解が発見された場合等間隔に 20 本配置できる間隔に狭める。

4. 数値実験

本実験では、パラメータを以下のように設定した。

$$X_{Tmin} = 0.50, X_{Tmax} = 1.50, \quad k_{min} = 0.50, \quad k_{max} = 1.50, \\ \varepsilon = 0.04, \quad N = 20, \quad r = 0.05, \quad g_{max} = 50, \\ w = 0.25, c = 0.50$$

PSO による探索結果を図 1, 2 に示す。図 1 は 1→2 周期となる周期倍分岐集合、図 2 が 2→4 周期となる周期倍分岐集合である。なお、図 1, 2 ともにすべて探索直線はカオス発生領域を中心に放射線状に配置してある。

実験結果を見ると、一部探索直線上に解が発見できていない箇所が存在する。しかしこの場合トリミングの範囲を広げれば解が探索直線上に存在する

ものと思われる。また、図2では、すべての探索直線上で解が発見できたことが確認できる。よって、当初の予想通り探索直線をカオス発生領域から放射線状に配置することで、1次元 PSO による2次元空間での分岐集合探索も確実に解が発見できると結論付ける。

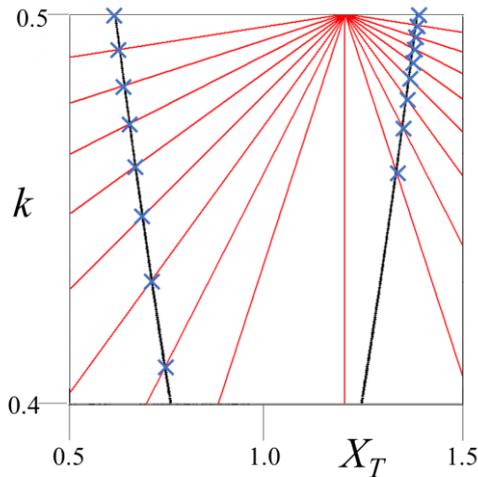


図1：PSOによる分岐集合探索図(1→2周期)

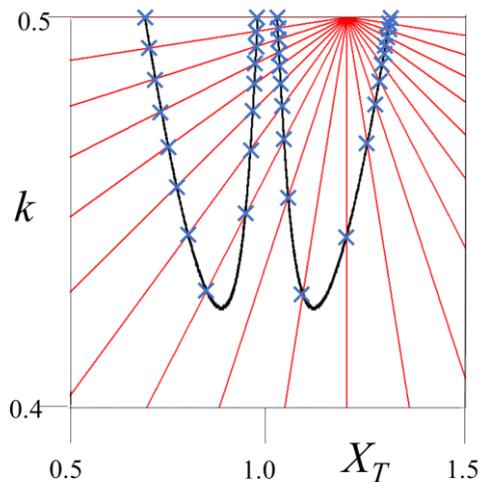


図1：PSOによる分岐集合探索図(1→2周期)

5. むすび

PSOの応用例である非線形システム安定性の解析の一環として、周期倍分岐集合の現象解析を行った。その中で、動作の簡略化のため、2次元空間を分割する直線上で粒子を動かし1次元 PSO で探索した。今までは2次元の分岐現象を1次元 PSO で探索すると解の発見は保証できなかったが、今回提案したカオス発生領域を中心に探索直線を配置する方法により確実に解の発見が可能であることが確認できた。今後の課題としては、性質上あらかじめカオス発生領域を把握しておく必要があるという欠点と、中心のカオス観測点から離れるほど直線の間隔が狭くなるという欠点の改善が望まれる。

謝辞：指導教授の斎藤利通先生、沢山の意見を頂いた同 研究室の皆様ならびに書類提出等でお世話になった大学職員の皆様に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] A. P. Engelbrecht, Fundamentals of computational swarm intelligence, Wiley, 2005.
- [2] H. Matsushita, Y. Tomimura, H. Kurokawa and T. Kousaka, Period doubling bifurcation point detection strategy with nested layer Particle Swarm Optimization, IJBC, vol. 27, pp. 1750101-1 - 1750101-16, 2017.
- [3] Y. H. Liu, S. C. Huang, J. W. Huang, and W. C. Liang, A particle swarm optimization based maximum power point tracking algorithm for PV systems operating under partially shaded conditions, IEEE Trans. Energy Convers., vol. 27, no. 4, pp. 1027 - 1035, 2012.
- [4] G. Lee and N. H. Farhat, The bifurcating neuron network 1, Neural networks, 2001.
- [5] H. Torikai, and T. Saito, Pulse-coupled networks of non-autonomous integrate-and fire oscillators and classification functions, Proc. IEEE IJCNN, pp. 291 - 295, 2000.
- [6] H. Hamanaka, H. Torikai, and T.Saito, Quantized Spiking Neuron With A/D Conversion Functions, IEEE Trans. Circuits and Systems-II, vol. 53, no. 10, pp. 1049 - 1053, 2006.