

進化計算に基づく 動的バイナリニューラルネットの解析

Analysis of dynamic binary neural networks
based on evolutionary computation

阪健人

Kento SAKA

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

We consider evolutionary synthesis of permutation binary neural network characterized by global permutation connection and local binary connection. The network is simple version of dynamic binary neural network. Although the networks are simple and the parameter space is small, the networks exhibit various periodic orbits of binary vectors. Since analysis of all the periodic orbits is not easy, we focus on globally stable periodic orbits such that almost all initial points fall into the orbits. We present a simple search algorithm for globally stable periodic orbits. Applying the algorithm, we have clarified that permutation binary neural networks generate a variety of globally stable periodic orbits.

Key Words : recurrent neural network, periodic orbit, stability, evolutionary algorithms

1. はじめに

進化計算は生物の進化過程から着想を得た最適化アルゴリズムである。進化計算を用いることで、探索空間が広い最適化問題を効率的に解くことが出来る。そのため、進化計算は様々な問題に用いられている[1]。進化計算の代表例として遺伝的アルゴリズム(GA [2])が挙げられる。

GA は生物の進化を模倣した最適化アルゴリズムである。最適化問題の解の候補である個体に対して、交叉、突然変異、淘汰・選択等の遺伝的な操作を繰り返して、最適な個体を探索する。

本研究では、置換バイナリニューラルネット(PBNN [3])の進化的合成を考える。PBNN は、局所 2 値結合と大域置換結合によって特徴づけられる簡素な離散時間再帰的ニューラルネット(DT-RNN [4], [5])である。PBNN は簡素でパラメータ空間が小さいが、様々な 2 値周期軌道を生成する。全ての周期軌道を扱うのは容易ではないため、大域安定 2 値周期軌道(GBPO)に的を絞る。GBPO は、ほぼ全ての初期値が落ち込む非常に安定性の強い周期軌道であり、時系列近似/予測[6]やスイッチング回路の制御信号[7]などに応用できる可能性がある。本研究では、GBPO を生成する PBNN を探索する簡素な進化的アルゴリズムを提案する。そのアルゴリズムを用いて、PBNN が多くの GBPO を生成することを明らかにする。

2. 置換バイナリニューラルネットと大域安定 2 値周期軌道

置換バイナリニューラルネット(PBNN)の動作は次式で記述される。

$$\begin{aligned} x_i^{t+1} &= y_{\sigma(i)}^t, \quad i = \{1 \dots N\} \\ y_i^t &= \text{sgn}(w_a x_{i-1}^t + w_b x_i^t + w_c x_{i+1}^t) \\ \sigma &= \begin{pmatrix} 1 & \dots & N \\ \sigma(1) & \dots & \sigma(N) \end{pmatrix} \\ \text{sgn}(X) &= \begin{cases} +1 & \text{for } X > 0 \\ -1 & \text{for } X < 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

ただし、 $x_i^t \in \{-1, +1\}$ は離散時刻 t における i 番目の 2 値状態変数である。リング型結合であるため、 $x_{N+1}^t \equiv x_1^t, x_0^t \equiv x_N^t$ になる。 $y_i^t \in \{-1, +1\}$ は離散時刻 t における i 番目の隠れ層出力である。 $w_a \in \{-1, +1\}, w_b \in \{-1, +1\}, w_c \in \{-1, +1\}$ は 2 値の結合パラメータである。 sgn は、シグナム活性化関数である。3 入力 1 出力からなる線形分離可能なブール関数を構成し、入力と中間層間の局所 2 値結合を決める。局所 2 値結合は結合番号によって識別される。

$$\begin{aligned} \text{CN0: } w_l &= (-1, -1, -1) & \text{CN1: } w_l &= (-1, -1, +1) \\ \text{CN2: } w_l &= (-1, +1, -1) & \text{CN3: } w_l &= (-1, +1, +1) \\ \text{CN4: } w_l &= (+1, -1, -1) & \text{CN5: } w_l &= (+1, -1, +1) \\ \text{CN6: } w_l &= (+1, +1, -1) & \text{CN7: } w_l &= (+1, +1, +1) \end{aligned} \quad (2)$$

ただし, $w_l = (+1, +1, -1) \equiv (w_a, w_b, w_c)$ である. σ は置換記述子であり, 隠れ層と出力層間の大域置換結合を決める. 簡単のため, (1)式を次のように略記する.

$$X^{t+1} = F(X^t), X \equiv (x_1, \dots, x_n) \quad (3)$$

PBNN はパラメータや初期値に依存して, 様々な BPO を生成する. p 周期の BPO は次のように定義される.

$$z^1, \dots, z^p, \dots \begin{cases} z^{t_1} = z^{t_2} & \text{for } |t_2 - t_1| = np \\ z^{t_1} \neq z^{t_2} & \text{for } |t_2 - t_1| \neq np \end{cases} \quad (4)$$

ただし, $z^t = (z_1^t, \dots, z_n^t), z_i^t \in B$ であり, n は正の整数である. 1 つの PBNN でも初期値によって複数の BPO が共存することがある. 共存する BPO の中で, 最も周期が長い BPO を最長の BPO (MBPO) と呼ぶ. BPO の要素 z^t は 2 値周期点 (BPP) と呼ばれる. ある初期値 z^e が BPP ではなく, 最終的に BPO に落ち込む場合, z^e を E 周期点 (EPP) と呼ぶ. 全ての要素が -1 の点と +1 の点をそれぞれ, Z_+, Z_- と定義する. Z_+, Z_- は必ず不動点, あるいは 2 周期の BPO を構成する BPP となる. このような BPP を端周期点 (EBPP) と呼ぶ. EBPP を除く初期値は $2^N - 2$ 個である. この $2^N - 2$ 個の初期値全てがある 1 つの BPO に落ち込むとき, その BPO を大域安定 2 値周期軌道 (GBPO) と呼ぶ.

$$\#BPP + \#EPP = 2^N - 2 \equiv GBPO \quad (5)$$

以後, Z_+, Z_- は考慮しない. GBPO は時系列近似, 予測やスイッチング回路の制御信号に役立つ可能性がある.

PBNN では入力や出力のニューロンはリング型結合であるため, σ が異なっても, 等価な結合が存在する. その等価な結合の集合 S を等価結合集合 (EPS) と定義する. EPS は標準形 σ_s に代表される. 本章では, 標準形 σ_s のみを考える. また簡単のため, 本章では入力の次元 N を素数 N_p とする. $N = N_p$ のとき標準形 σ_s の数は $(N_p - 1)! + (N_p - 1)$ である.

3. 簡素な進化的アルゴリズム

GBPO の探索を行うために, 目的関数を定義する.

$$F(\sigma_s) = \frac{\text{MBPO の周期} + \text{MBPO に落ち込む EPP の数}}{2^N} \quad (6)$$

ただし, $1/2^N \leq F(\sigma_s) \leq 1$ である. σ_s は MBPO の安定性を評価する. σ_s が大きくなるほど, MBPO の安定性は強くなる. 安定性はビット誤り訂正に対応している. そして, $\sigma_s = (2^N - 2)/2^N$ のとき, σ_s は GBPO を生成する. ここで最適化問題を定義する.

GBPO を生成する σ_s が最適解である. この問題では最適解が複数存在する. 本章ではこの問題を解く手法として, 簡素な進化的アルゴリズムを提案する. このアルゴリズムでは外部個体群 (EP) を導入する. EP は GBPO を生成する σ_s を保存する. g は進化過程の世代である. 個体数は世代によって変化し, g 世代目の個体数を I_g とする. このアルゴリズムでは標準形のみを扱うものとする. アルゴリズムは次のように定義される.

Step 1 (初期化):

$EP = \emptyset$ とする. 初期個体群 $\{\sigma_s^1, \dots, \sigma_s^{M_i}\}$ をランダムに生成する. ただし, 初期個体は全て標準形とする. 初期個体を $F(\sigma_s)$ で評価する. GBPO を生成する個体は EP に追加する. $g = 1$ とする. $g = 1$ での個体数 I_1 は M_i 個である.

Step 2 (子個体の生成): For $k = 1, \dots, I_g$, do

σ_s^k に突然変異を適用し, 子個体を生成する. 突然変異は, ランダムに選択された 2 つの要素の交換である. 2 つの要素の交換によって得られた個体を標準系にした個体が子個体である. 次に子個体を $F(\sigma_s)$ によって評価する. もし, 子個体が GBPO を生成する個体であれば, その個体を EP に追加する.

Step 3 (初期個体の選択):

エリート保存戦略を行う. 新たに生成された子個体の中から上位 M_i 個の個体を次世代個体とする. また, EP から M_{emax} 個の個体をランダムに選択し, その個体についても次世代個体とする. もし, EP の要素の数が M_{emax} 個未満の場合は, EP に保存されている全ての個体を選択し, 次世代個体とする. このとき EP から選択された個体が EP から削除されることはない. エリート保存戦略によって選択された個体と EP から選択された個体をあわせた個体が次世代個体である. EP から選択された個体の数を M_e 個とすると, 次世代個体の数 I_{g+1} は $M_i + M_e$ 個となる.

Step 4 (終了条件):

$g \leftarrow g + 1$ とし, 世代上限 g_{max} に達していなければ, Step 2 に戻る. アルゴリズム終了後の EP は GBPO を生成する σ_s の集合である.

4. 数値実験

簡素な進化的アルゴリズムを用いて数値実験を行った. パラメータは以下である.

$$\begin{aligned} \text{結合パラメータ: } & CN1 \\ \text{入力の次元: } & N_p = 11 \\ \text{エリート選択で選択する個体数: } & M_i = 50 \\ \text{EP から選択する個体数の上限: } & M_{emax} = 50 \end{aligned} \quad (8)$$

世代数の上限: $g_{max} = 2.0 \times 10^4$

図 1 に各世代における, 得られた GBPO の数を示す.

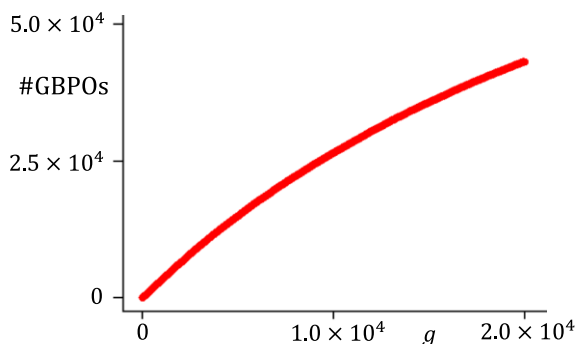


図 1 世代 g に対する GBPO の数

$g = g_{max}$ で, 43198 個の GBPO が得られた. 図 2 に各世代における, GBPO の最長周期を示す. $g = g_{max}$ で, 得られた GBPO の中で最長の周期は 150 であった.

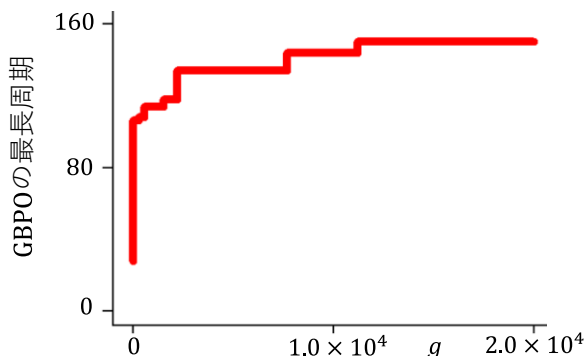


図 2 世代 g に対する GBPO の最長周期

5. むすび

本研究では GBPO を生成する PBNN の進化的合成について考えた. PBNN は局所 2 値結合と大域置換結合によって特徴づけられる簡素な DT-RNN である. GBPO は安定性が非常に強い周期軌道である. 突然変異とエリート戦略に基づく簡素な進化的アルゴリズムを用いて GBPO

を探索した結果, 多くの GBPO が得られた. 今後の課題として, 進化過程の解析, GBPO の詳細な解析や工学的応用などが挙げられる.

謝辞: 本修士論文は著者が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において非線形回路工学研究室にて行った研究をまとめたものである. この研究は同専攻 斎藤利通教授の指導下で行ったもので, 同研究室で 3 年間研究活動を遂行するにあたり大変御参考になる御指導・御鞭撻を沢山賜りました. ここに心から深く感謝致します. 同じ分野の研究者として, 日頃から活発な議論にお付き合いいただいた森下和真氏, 大貫幹仁氏, 清原一馬氏には深く感謝いたします. 法政大学理工学部電気電子工学科斎藤利通研究室の皆様には様々な有益なご討論・ご助言をいただきました. ここに感謝の意を表します.

参考文献

- 1) J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems*, MIT Press, 1975.
- 2) A. P. Engelbrecht, *Fundamentals of computational swarm intelligence*, Willey, 2005.
- 3) H. Udagawa, T. Okano, and T. Saito, Permutation binary neural networks: analysis of periodic orbits and its applications, *Discrete Contin. Dyn. Syst. Ser. B*, 28, 1, pp. 748-764, 2023.
- 4) J. J. Hopfield, Neural networks and physical systems with emergent collective computation abilities, *Proc. of the Nat. Acad. Sci.*, 79, 8, pp. 2554-2558, 1982.
- 5) M. Adachi and K. Aihara, Associative dynamics in a chaotic neural network, *Neural Networks*, 10, 1, pp. 83-98, 1997.
- 6) G. Tanaka et al., Recent advances in physical reservoir computing: a review, *Neural Networks*, 115, pp. 100-123, 2019.
- 7) W. Holderbaum, Application of neural network to hybrid systems with binary inputs, *IEEE Trans. Neural Netw.*, 18, 4, pp. 1254-1261, 2007.