進捗報告

小澤　翔太

富山県立大学　情報システム工学科

2024 年 11 月 19 日

行ったこと

- ターミナルアトラクタの定式化の見直し
- RC-RBFN の具体的な適用先の検討
- RC-RBFN の 2 変数 (多変数) への対応

ターミナルアトラクタの定式化の見直し

ターミナルアトラクタ

あるシステムが最終的に安定した学習結果に収束する，ターミナルアトラクタの概念を適用して，望ましい学習回数で平衡解へ収束するように修正されたシナプス可塑性方程式を以下のように定める．

TAを適用したシナプス可塑性方程式

望ましい学習回数で収束するシナプス可塑性方程式

$$\frac{dw_{ik}^{j}}{dt} = \frac{\left(\alpha_{ik}^{j} - \sum_{h=1}^{M}\gamma_{ik}^{jh}w_{ik}^{h}\right)w_{ik}^{j}}{\sum_{j=1}^{M}w_{ik}^{j}\left(\alpha_{ik}^{j} - \sum_{h=1}^{M}\gamma_{ik}^{jh}w_{ik}^{h}\right)^{2}}\,\frac{V\left(\mathbf{w}_{ik}^{0}\right)^{R}V(\mathbf{w}_{ik})^{\frac{1}{r}}}{Rt^{*}}$$

Lyapunov関数とその時間変化

$$V(\mathbf{w}_{ik}) = \frac{1}{2}\int\{\eta_{ik}(x) - s_{ik}(x)\}^{2}dx \qquad \frac{dV(\mathbf{w}_{ik})}{dt} = -\frac{V\left(\mathbf{w}_{ik}^{0}\right)^{R}V(\mathbf{w}_{ik})^{\frac{1}{r}}}{Rt^{*}}$$

記号

第j基底関数：$\xi_{ik}^{j}(x)$　基底関数の重み付き和：$s_{ik}(x)$

教師信号：$\eta_{ik}(x)$　任意の奇数：r　定数：$R = \frac{(r-1)}{r}$

望ましい学習回数：t^{*}

図 1: TA を適用したシナプス可塑性方程式

ターミナルアトラクタの定式化の見直し

r は任意の奇数という定義がされていたが，数値実験では r の値によっては振動する場合がある．また，r を偶数で設定した場合でも奇数の場合と同様な収束結果を示したため，r の定義の見直しが必要となる．

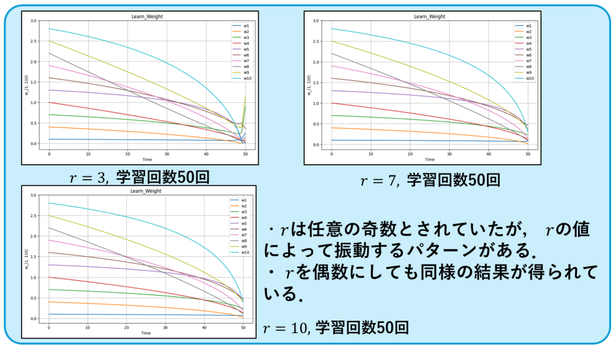

図 2: r の値による収束結果の比較

TOYAMA Prefectural University

ターミナルアトラクタの定式化の見直し

ターミナルアトラクタの原著論文やほかの引用している論文を読んでみても図 1 に示すような Lyapunov 関数の定義は行われてなかった．そのため，経験則で $r = t^{*log_3 6}$ と再定式化し，数値実験を行った結果を図 3 に示す．

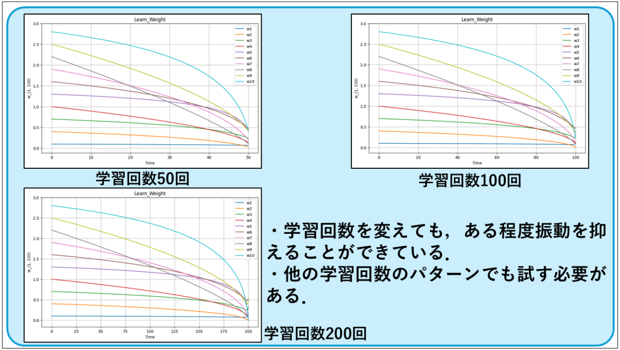

図 3: 新たな r による学習回数別の結果

RBF ネットワークを用いた研究の例

RBF ネットワークと Particle Swarm Optimization による統合的最適化 (北山ら，2008)
　与えられたデータ点から関数空間を近似する応答曲面を作成し，その応答曲面に対して最適化手法を適用することで最適解を求解する．

強化学習を用いた高次元連続状態空間における系列運動学習一起き上がり運動の獲得一(銅谷ら，1999)
　強化学習を用いて，ロボットが高次元状態空間中における運動学習を行うための手法，主に評価関数の近似方法についての考察を行う．

これから行うこと

- RC-RBFN を組み込む機械学習の手法の検討
- 多変数 RC-RBFN に改良
- 本論執筆