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 11 日

行ったこと

- 基底関数の複製を行うプログラムの作成と数値実験
- 中間発表

基底関数の複製

CRBFN は冗長な動径基底関数を削除する能力をもつものの，必要とされる動径基底関数を追加する能力は備えていない．ニューラルネットワークに関数近似を行うために必要な数のニューロンが存在しない場合は，関数近似を行うこと自体が不可能となる．

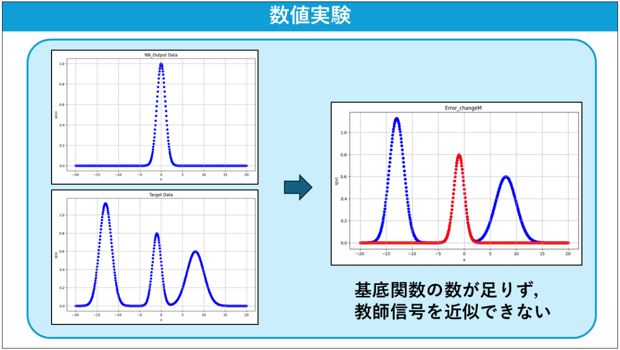


図 1: 基底関数が 1 つの場合

基底関数の複製

新しい動径基底関数を追加する能力を備えた CRBFN として複製・競合動径基底関数ネットワーク (Reproductive CRBFN: RC-RBFN) が提案されている．この RC-RBFN の新しい動径基底関数を複製するアルゴリズムを以下のように定義する．

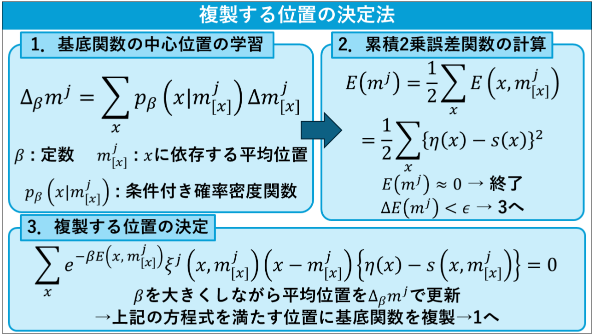
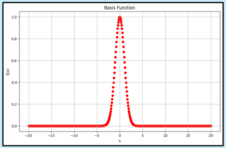


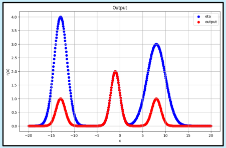
図 2: 複製する位置の決定法

シミュレーション結果

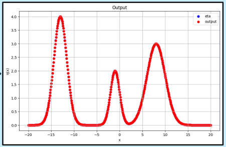
基底関数の複製

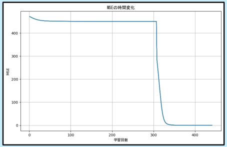


複製前



複製後





新たな基底関数を複製
⇒誤差の減少

図 3: 基底関数の複製結果

中間発表で指摘された点

浦島先生

・ガウス関数を足し合わせた教師信号を使ったとあるが、RBFN の非線形関数の関数近似の精度について話をするならほかの非線形関数も教師信号として使ってみたほうがいいんじゃないか
・各ニューラルネットワークには適用するのにそれぞれ適した問題（題材）があると思うが、今回提案したニューラルネットワークでは、どのような問題に適用できて、どのような問題は苦手なのかも分かると良い

大山先生

・基底関数の複製の話をするなら基底関数の個数の時間変化のグラフがあったほうが分かりやすいんじゃないか

TOYAMA Prefectural University

中間発表で指摘された点

中村先生

・RC-RBFN を組み込んだ機械学習を評価する際、RBFN を組み込んだものと比較するのか、他の物とも比較するのか

・どこが既存でどこが新規性になるのかをもう少し分かりやすくしたほうが良い

・計算量での比較もニューラルネットワークの性能評価の 1 項目としてあっても良いと思う

・最近の機械学習の手法は並列化して大規模で用いることが多いので、並列化可能かどうかも調べると良い

検討すべき点

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 4: TA を適用したシナプス可塑性方程式

検討すべき点

r は任意の奇数というのが元論文 (奥原ら，1997) での定義だったが，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．

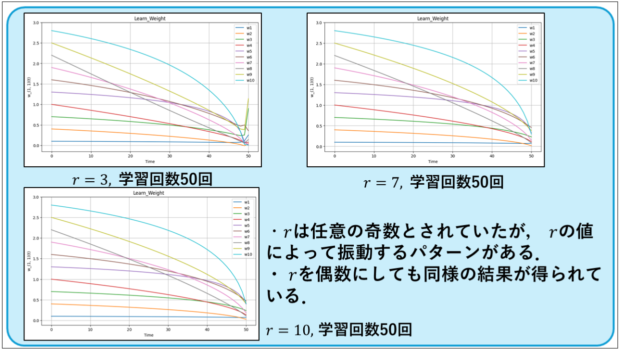


図 5: r の値による収束結果の比較

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
- ターミナルアトラクタの定義式の見直し
- 本論執筆