

# ハイブリッドニューラルネットワークの学習の検討

本橋英陽<sup>†</sup>， 藤木なほみ<sup>†</sup>， 藤木澄義<sup>‡</sup>

仙台高等専門学校<sup>†</sup>， 東北文化学園大学<sup>‡</sup>

## 1. まえがき

人間の脳は、「あいまいさ」を持った情報を非常に巧みに処理する。例えば、パターン認識や予測、あるいは学習といったことがある。そこで人間の脳のように優れた情報処理のメカニズムにヒントを得て考案されたニューラルネットワークの研究が注目されている。ニューラルネットワークとは、脳の情報処理機能を工学的にモデル化したシステムで、ニューロンと称する神経細胞に対応する素子を多数結合した構造を有する。人間の脳の情報処理として、確率的動作と決定論的動作が混在していると考えるのは、ごく自然なことである。人間はいくつかの不確定さを持った情報を基にある結論を導き出すとき、確率的に判断している面がある。一方、論理的思考ではむしろ決定的判断が行われていると考えられる。本研究ではそのような確率的動作と決定的動作の双方を取り入れるため、アナログニューロンと確率ニューロンを複合したハイブリッドニューラルネットワークを考案し、その学習能力を検討していくことを最終的な目的としている。

## 2. 概要

ニューロンの性質でモデルを大別するとアナログニューロンと確率ニューロンが考えられる。アナログニューロンで構成されたネットワークは、決定論的な情報処理を行う。一方、確率ニューロンで構成されたネットワークは確率論的な情報処理を行えると期待される。アナログニューロンと確率ニューロンを兼ね備えたハイブリッドニューラルネットワークを用いることで、より柔軟な情報処理が行うことが期待できる。ニューロンを層状に配置し、信号が一方にしか伝達しないフィードフォワード型の階層型ハイブリッドニューラルネットワークを構成して確率的に決まる入出力関係と、決定論的に決まる入出力関係の複合問題を学習させ、その能力について検討する。

各ニューロンはしきい値を持ち、また信号はニューロン間の重みが付されて伝達する。このとき、出力層から出力された値と理想の値である教師信号との誤差を比べて、ニューロン間の重みとしきい値を更新していくエラーバックプロパゲーション学習則によって「学習」を行う。ここで誤差の評価関数には、確率ニューラルネットワークでよく用いられているカルバック測度を用いる。

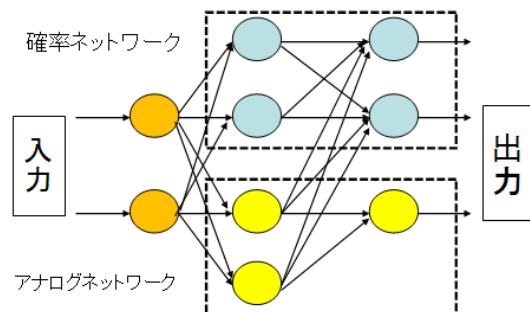


図1. ハイブリッドニューラルネットワーク

カルバック測度は、2つの確率分布関数間の距離を表す尺度である。ニューラルネットワークで、第0層にパターン $\nu$ が入力されたとき第L層にパターン $\mu$ が出力として実現される確率分布 $P(\{\sigma_k^{(L)}\}_\nu | \{\sigma_i^{(0)}\}_\mu)$ と目的とする確率分布 $Q(\{\sigma_k^{(L)}\}_\nu | \{\sigma_i^{(0)}\}_\mu)$ の差の尺度のことで、確率的ニューラルネットワークでの評価関数として用いられる。また、平均場近似を施すことでアナログニューラルネットワークにも適用できることが知られている[1]。このカルバック測度を用いることでアナログと確率の両方のニューロンを持つハイブリッドなネットワークの学習を統一的に扱うことが可能となる[2]。以下にカルバック測度の式を示す。

$$S \equiv - \sum_{\mu} \sum_{\nu} P(\mu) Q(\{\sigma_k^{(L)}\}_\nu | \{\sigma_i^{(0)}\}_\mu) \ln \frac{P(\{\sigma_k^{(L)}\}_\nu | \{\sigma_i^{(0)}\}_\mu)}{Q(\{\sigma_k^{(L)}\}_\nu | \{\sigma_i^{(0)}\}_\mu)}$$

上式に平均場近似を施すとアナログニューラルネットワークの評価関数は以下の式で与えられる。

$$S \equiv - \sum_{\mu} P(\mu) \sum_k \sum_{\sigma_k^{(L)} = \pm 1} \frac{1}{2} (1 + \sigma_k^{(L)} T_{k\mu}) \ln \frac{(1 + \sigma_k^{(L)} m_{k\mu}^{(L)})}{(1 + \sigma_k^{(L)} T_{k\mu})}$$

ここで、 $m_{k\mu}^{(L)} = \tanh(\beta h_{k\mu}^{(L)})$  は  $k$  番目のニューロンの出力値の平均値となる、 $h_{k\mu}^{(L)}$  はニューロンの内部状態、 $T_{k\mu}$  は教師信号を表す。

## 3. シミュレーション

### 3.1 シミュレーション条件

図1のような入力層、中間層、出力層の3層から成るネットワークについて初期状態が異なる9種類の学習過程を数値シミュレーションを使って検討する。

- 各ネットワークにおいて、結合荷重としきい値の初期値は乱数で決定する

- アナログニューロンから確率ニューロンへ信号の伝達があるハイブリッドニューラルネットワークである
- 結合荷重としきい値の範囲は -1 から +1 の連続値をとる
- 信号は隣り合う層間にしか伝達しない
- アナログニューロンの伝達関数として  $\tanh$  関数を使用する
- 学習係数は 0.1 で固定
- カルバック測度を求め、結合荷重、しきい値の修正量を導出するまでの過程を 1 モンテカルロステップ(MCS)とし、100MCS に渡って平均をとり、その平均値をもとに結合荷重、しきい値を変化させる。これを 1 回の学習とする
- 1 万回学習後にカルバック測度  $S$  の値が下がっているかを検証する
- 学習させる問題は排他的論理和(XOR)問題と逆 XOR 問題の複合問題を学習させる。それぞれの入力信号と教師信号の関係を表 1 にまとめる。逆 XOR の関係の入力は入力 1 が担うものとした。

表 1. 学習パターン

入力 1	入力 2	確率ニューロン教師確率 (出力 1, 出力 2)				アナログ教師信号 号 (出力 3)
		(1, 1)	(1, -1)	(-1, 1)	(-1, -1)	
1	1	0.0	①	②	0.0	-1
1	-1	0.0	①	②	0.0	1
-1	1	①	0.0	0.0	②	1
-1	-1	①	0.0	0.0	②	-1

※教師確率は目的確率  $Q(\{\sigma_k^{(L)}\}_v | \{\sigma_i^{(0)}\}_\mu)$  である  
 ①, ②にはそれぞれの目的とする出力確率が入る

### 3.2 結果とまとめ

ハイブリッドニューラルネットワークにテスト(XOR, 逆 XOR)問題を学習させた結果を図 2~図 4 に示す。中間層のニューロンの数はアナログと確率をそれぞれ 4 つずつ配置し、目的とする出力確率(教師確率)を図 2 では表 1 で①=0.5 ②=0.5, 図 3 では①=0.1, ②=0.9, 図 4 では①=0.9, ②=0.1 の学習曲線を表している。カルバック測度が減少せず、学習が途中で停滞する傾向が見られるケースもあるが、いずれも最終的にはカルバック測度が減少して、学習が進んでいることが分かる。

今回、カルバック測度を評価関数としたハイブリッドニューラルネットワークの学習則を導き、その学習能力を調べた。その結果、テスト問題(XOR, 逆 XOR 問題)では、安定した学習を行うことが分かった。

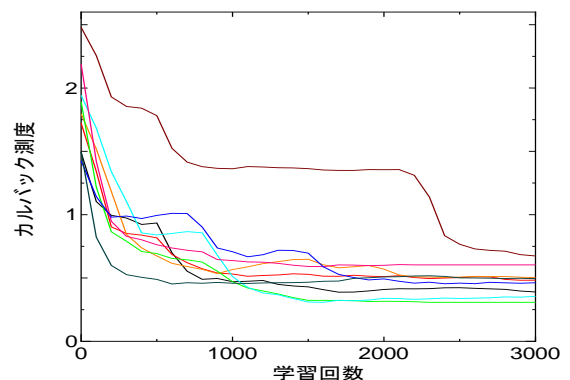


図 2. 学習曲線①=0.5, ②=0.5

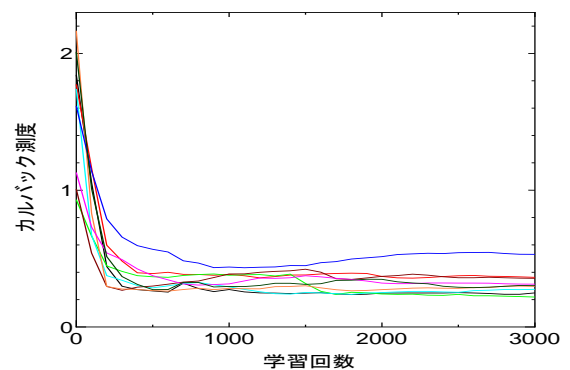


図 3. 学習曲線①=0.1, ②=0.9

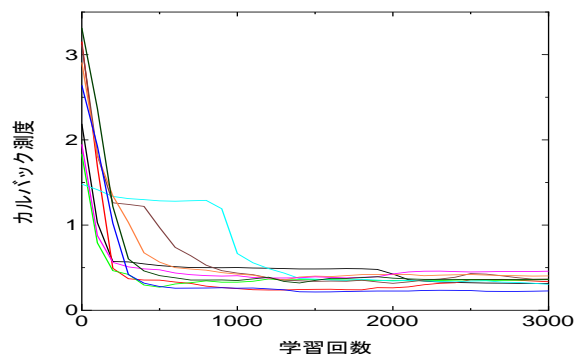


図 4. 学習曲線①=0.9, ②=0.1

#### 【参考文献】

[1] S.Fujiki and N.M.Fujiki, "A Learning Process of Stochastic Feed-forward Neural Networks," J.Phys. Soc. Japan 64 pp757-765(1995).  
 [2] 藤木澄義, 鈴木伸夫, 藤木なほみ, "アナログ・デジタル混在型ハイブリッドニューラルネットワーク", 日本神経回路学会 2009 年 9 月

Learning ability of hybrid neural networks  
 †Hideaki Motohashi, †Nahomi M. Fujiki, and ‡Sumiyoshi Fujiki  
 †Sendai National College of Technology, ‡Tohoku Bunka Gakuen University