

学習領域記憶装置を持つニューラルネット

Neural Network with Descriptive Network for Representing Training Circumstances

浦 環*
Tamaki URA

1. 教示型ニューラルネットの問題点

ニューラルネットを、入力信号の集合Tの有限個の要素(学習データ)よりなる集合Taとその出力信号の組み合わせにより学習させ、ある種の機能を持たせたとする(図1参照)。このネットをNet-Aで表す。このネットの機能上の問題点は、

- (1) 精度は十分か
- (2) どの範囲まで使えるか¹⁾

である。精度に関しては、学習回数、学習アルゴリズム、ネットの構成などが関係し、多くの議論がある。有効範囲(以後学習領域と呼ぶ)については、Net-Aが表していると考えられている写像の性質によるので、一般的にはいえない。図2に示すように、Taに対して学習領域は(A)なのか(B)なのか(C)なのかをいうことは、Net-Aの出力の精度をその範囲で確認しなくてはおこなえない。一般的には使用範囲がTaの点の外挿にならずに内挿になるようにTaを選ぶことが重要である。外側に広くとるような(A)は、「大胆」であり、小さくとる(C)は、「慎重」であるといえるのみである。

ここでは、別のデータの集合Tbとその出力信号を追加学習させて、より広い領域で使用できるネットNet-Bを構成することを考える。

2. 学習領域を表わす随伴ネットの導入

Net-Aが有効な領域Raは、設定されている機能のある誤差範囲内で満足する入力信号の領域とする。Raは離散的な集合Taを含む。同じくNet-Bが有効な領域をRbで表す。集合Raと、集合Rbが重複部分を持つが持つまいが、Net-AをTbのみで追加学習させると、Rbの外にあるTaに関する情報を徐々に忘れてしまう結果を生む。すなわち追加学習させてその機能を拡大させようとする試みは、Taに関する射像を学習に含めないと、Rbの外側がどうなるのかの保証がなく、多くの場合Rbの外側のRaでの精度は失われる。

これを避けるために、Taをデータとして後々まで保存しておくことも考えられる。しかしこれでは、集合Taから出力信号への射像をニューラルネットというコンパクトな形にまとめた価値がなくなる。ネットの中に凝縮された射像という知識が、その裏付けデータを引きずって存在することになり、追加学習がそのネットのみ単独でおこなうことができないということである(図3参照)。

そこで、Net-Aが有効である範囲を示すニューラルネットの導入を考える。Taを教えているときに、同じ入力に対し、出力が1であるネットワークを同時に作る。

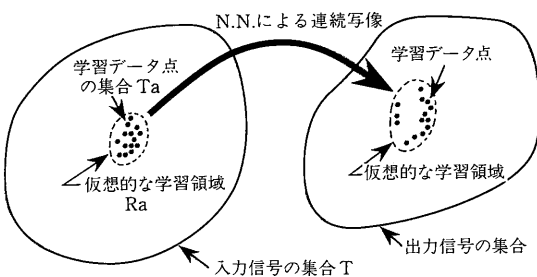


図1 学習データTaで構成されるニューラルネット

*東京大学生産技術研究所 第2部

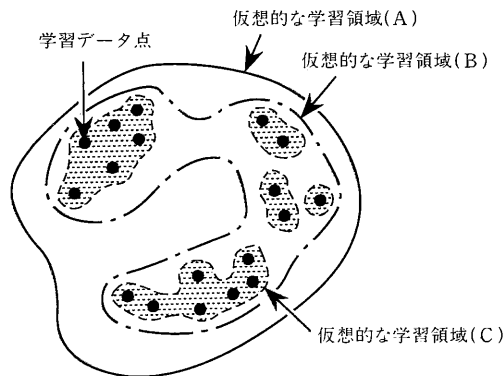


図2 入力信号として有効な領域

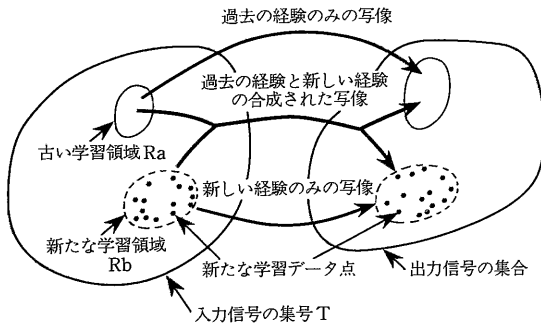


図3 古い学習領域Raを思い出しながら新たな学習データ点を学習する知識拡大の手法

この学習データは、以下の2通りである。

Ta1 : Taの入力データと1の出力の組。

Tr0 : 全入力領域Tに均等に(ランダムに)分布された入力データと0の出力の組。

Ta1とTr0とのデータ数の密度の比をRとする。Taでは、学習出力が0と1との2値になるので、できあがった出力は、TaではRに関係して変化する。Rが大きくなると(Ta1が多くなると)、1に近づき、Rが小さくなると0に近づく。Rが小さいときには、Ta1の各点では、極大値をとり、その周囲では、急速に0に近づく。この速度は、Rに関して単調増加になるはずである。

このようにしてできあがったニューラルネットは、入力があると、それが過去に教えられたものであるかどうかを、0~1の値で示すことになる。すなわち、Net-Aの有効性を示す性質をもつ。このネットワークを以後「随伴ネット (Descriptive Neural Network)」と呼び、目的とする写像を表すネットワークを「写像ネット (Mapping Neural Network)」と呼んで区別する。あるしきい値Hを決めれば、ある入力に関して、随伴ネットの出力oを用いて、

$o > H$: すでに教わっている入力データ

$o < H$: 教わったことのない入力データ

という判断ができる。すなわち、学習データの入力範囲をネットワークの中に知識として構成することができる。

随伴ネットをNet-Aに並列させて使えば(図4参照)、現在入ってきている入力がどういった位置づけのものであるかが理解され、写像ネットが持つ知識が深まることになる。

HとRを加減することにより、過去に経験があると判断される領域をより狭くしたり、広くとったりすることができ、図2において「大胆」か「慎重」かを定める

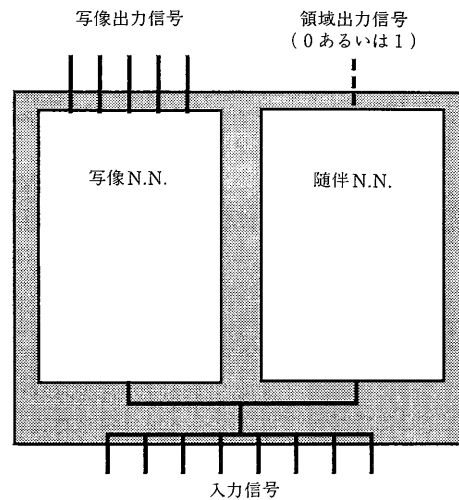


図4 随伴ネットを備えたニューラルネット

パラメタとなる。

3. 知識の拡大

新たに学習データの集合Tbを追加学習させることを考える。このとき、過去のできあがったネットNet-Aを別に保存しておき、これから入力範囲が随伴ネットの出力がH以上を示す入出力データを関係を作って、新たなTbに混ぜて学習すれば、過去の経験(Ta)を忘れないでTbを学習することができる。このとき、同時に随伴ネットも更新する必要がある。

Net-Aにより生成されたデータとTbの密度の比を β とする。 β は、過去への「拘り」の程度を表すことになる。

4. 知識拡大の例

3層のネットワークの構成と学習すべき写像を次のようにする。

□学習写像

入力 x : $0 < x < 1$

出力 y : $y = 0.5 + 0.4 \sin(15x)$

□ネットワークのニューロンの構成

写像ネット : 中間層9

随伴ネット : 中間層9

1) 第1回目の学習

- $0.4 < x < 0.5$ の範囲のみを教える。

- データ数20

- 随伴ネットは $R = 1$ で作る。すなわち、 $0 < x < 1$

研 究 速 報

領域にランダムな200のデータをばらまく。

この結果を図5に示す。写像ネットは、40k回(20×2k回)、随伴ネットは660k回(220×1k回)の学習をおこなった。写像ネットも随伴ネットも好ましい結果を示している。

2) 第2回目の学習

領域として、 $0.6 < x < 0.7$ を教える。ただし初期値は、第1回目の結果を用いる。このとき、

- a) 第1回目の内容については、まったく無頓着に学習する。
- b) 随伴ネットの内容を参照して、過去のネットワークの出力を同じ密度で同時に学習しながら新しい領域を学習する。随伴ネットも同じ要領で変

更する。

これらの結果を図6および図7に示す。図6については、写像ネットは、400k回、随伴ネットは、220k回の追加学習である。図7については、写像ネットは、1m回(40×25k回)、随伴ネットは240k回(240×1k回)である。b)でのしきい値は $H=0.4$ とした。また $\beta=1$ である。

図6より明らかなように、a)でできあがったものは、過去に学習した0.4~0.5の範囲を全く忘れてしまっている。一方、図7では、過去の経験が保持されて新しいネットワークが生成されている。すなわち、新しい経験を獲得する場合に、a)とb)とでは、できあがったものの差は歴然としている。すなわち、図4のようにネットワークを構成すれば、単に写像というものだけではなく、「学

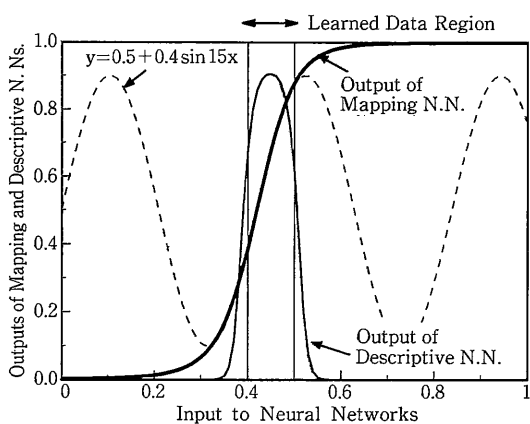


図5 0.4~0.5の範囲を学習した写像ネットとその随伴ネットの出力

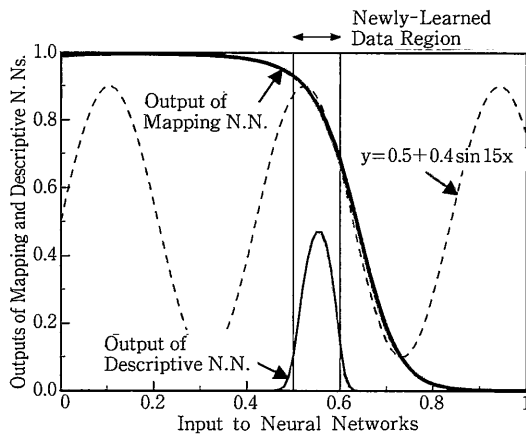


図6 図5ででき上がったネットワークに、0.5~0.6の範囲を追加学習させたときの写像ネットとその随伴ネットの出力

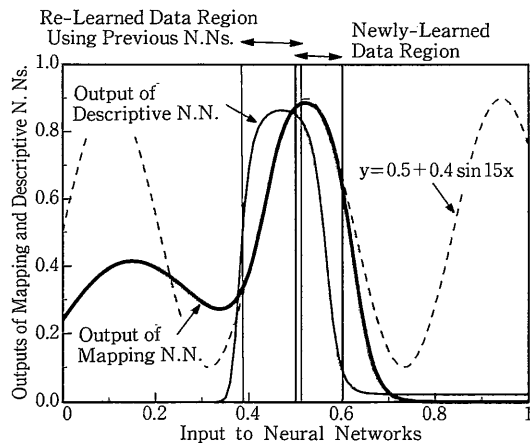


図7 随伴ネットを使い過去の経験(0.4~0.5)を呼び起こしながら、0.5~0.6の範囲を学習したときの写像ネットとその随伴ネットの出力

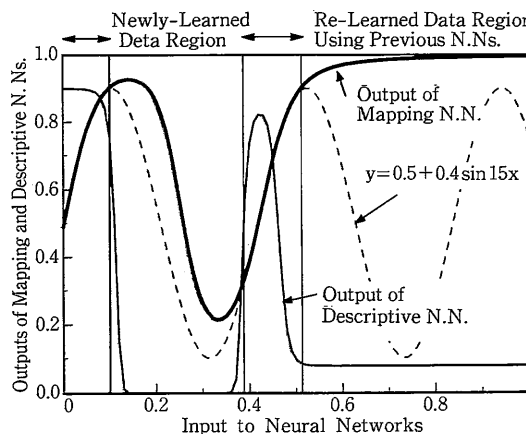


図8 随伴ネットを使い過去の経験(0.4~0.5)を呼び起こしながら、0~0.1の範囲を学習したときの写像ネットとその随伴ネットの出力

習した領域」という知識がネットワークの中に取り込まれることになる。

3) 分離した領域の学習

第 2 回目の学習領域として、 $0 < x < 0.1$ を学習する。その構成手法は、上記 b) と同じとする。その結果を、図 8 に示す。分離された範囲に有効なネットワークができており、随伴ネットの出力も良好である。

5. 知識の拡大

このようにして作られる随伴ネットをとまなう写像ネットは、過去の経験を生かして、知識が自動的に拡大することが示された。これを用いて、より一般てきなネットワーク構造を作るには、図 9 に示されるように 2 通りが考えられる。

- 1) 一つのネットを修正してより内容の濃いものとする。(アップデート型)
- 2) セレクターの下に、同じ構造をもつネットのモジュールを下げる。これらの随伴ネットの出力の最大値のものからの写像ネットと随伴ネットの出力を出力するスイッチとする。(モジュール型)

アップデート型は、小規模なシステムに向いており、モジュール型は、大規模なシステムに向いている。モジュール型の各要素をアップデート型にすることもできる。モジュール型は構成されたネットが、その中のモジュールと同じ入出力構造を持つので、フラクタルな構造が形成され、これは知識の構造化を可能とする。

6. おわりに

本論では、ニューラルネットの知識を拡大させる実用的な方法を、随伴ネットを導入することにより実現した。これを利用して、知識拡大の構造として、アップデート

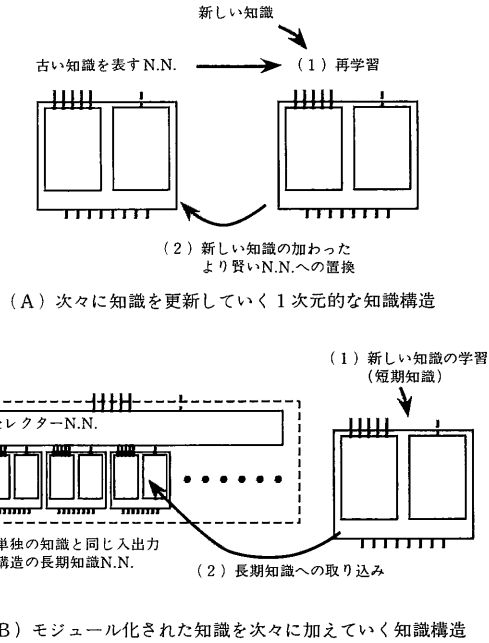


図 9 知識を拡大していく 2 つの手法

型とモジュール型について述べた。アップデート型の効果は、4 節の例により明らかである。今後、モジュール型のシステム分野の研究の発展が望まれる。

(1991年10月31日受理)

参 考 文 献

1) 藤井・浦・黒田・能勢：“自己生成型ニューラルネットコントロールシステムの開発と潜水機の運動制御への適用 (その 2: フォワードモデルの改良と無索テストベッドによる実験)”, 日本造船学会論文集, No. 169, (1991. 5), pp. 477-486