

ニューラルネットによるマイワシ未成魚漁獲量の予測

誌名	水産海洋研究
ISSN	09161562
著者	青木, 一郎 小松, 輝久
巻/号	56巻2号
掲載ページ	p. 113-120
発行年月	1992年4月

ニューラルネットによるマイワシ未成魚漁獲量の予測

青木一郎*・小松輝久*

Neuro-computing for Forecasting the Catch of Young Sardine

Ichiro AOKI* and Teruhisa KOMATSU*

Abstract

We examined the ability of neuro-computing to forecast the catch of young Japanese sardine (*Sardinops melanostictus*) off Joban-Boso Seas in the winter. The supervised learning paradigm, three-layer network and back-propagation algorithm, was employed. Egg abundance, catch of larvae, Kuroshio path, Oyashio intrusion and oceanographic pattern in Kashima-nada Sea formed an input vector, and catch of young sardine formed an output. A neural network learned a mapping function from a set of learning data composed of pairs of input and output vectors by adjusting the weights that represent connection strengths between the units. The trained network produced good forecasts of the catch of young sardine for test data that were not used for the learning. By learning the data, predictive knowledges were extracted and quantified in the form of trained neural network. Neuro-computing can make it easy to develop expert systems for fisheries forecasting. Thus, artificial neural systems may provide a fisheries information processing tool for describing and forecasting the dynamics of fishing conditions of pelagic fish.

1. はじめに

著者はこれまで漁況予測へのエキスパートシステム、とくにプロダクションシステムの応用について検討してきた(青木ほか, 1989; 青木・三谷, 1991)。プロダクションシステムでは知識はIF・THENのルール型で知識ベースに蓄えられ、ある事実が与えられるとそれを用いて推論・判断がなされる。それは、ルールは言語表現されるので個々のルールは作りやすくわかりやすい、追加や変更が容易である、そして推論メカニズムも単純なので推論過程も追跡しやすいなどの長所をもっている。一方、専門家のアドバイス、文献にある知見の整理、データ解析などからルールを抽出・作成し、それを吟味しながらよい結果が得られるように知識ベースを構築することには多くの労力を要するという難点がある。これは知識獲得の問題としてエキスパートシステムの問題点の1つとしてあげられていることである(小山, 1988)。

このような問題に対する1つの解決法として、入力データとそれに対する正解となる出力パターンの学習から妥当な解を出す機能をもつニューラルネットを知識獲

得と推論機構に利用することが考えられる。ニューラルネットとは生物のニューロン(神経細胞)と神経系をまねた工学的モデルである(麻生, 1989)。それはモデル化した多数のニューロンの非線形的相互作用によって並列的情報処理を行い、学習機能とパターン分類・認識の機能をもつ(麻生, 1988; 合原, 1988)。このことから応用の基本として、複雑な非線形の写像を学習したり、多量のデータから判断・決定をしたりする問題への適用があげられる(SIMPSON, 1990)。本研究で試みたような学習型のエキスパートシステムへの応用はその具体例の1つである。

ニューラルネットの適用においては、対象とする事象を適当ないくつかの属性によって記述したデータ群を用意できることが前提となる。イワシ類では後期仔魚のシラスから成魚までの育苗段階が広く漁獲対象となっており、また、卵と前期仔魚期についても水産研究所と水産試験場によって広くデータが収集されている。そして、例えば、中央ブロック長期漁海況予報会議では、道東海域から熊野灘までの各地の漁獲状況や調査結果をもとにマイワシの行先数か月の漁況予測が立てられている。しかしデータから予測値をもとめるまでの手順が必ずしも定式化されてはいない(漁業情報サービスセンター、

1992年3月10日受理

*東京大学海洋研究所 Ocean Research Institute,
University of Tokyo, Nakano, Tokyo 164, Japan.

1989)。ニューラルネットはその定式化さらにはコンピュータ化のための手法として可能性をもつと考えられる。

本論文では、常磐～房総海域における冬季のマイワシ未成魚の漁獲量を対象としてニューラルネットを応用した予測について検討した。すでに、このマイワシ未成魚の資源量指数と静岡・愛知県東でのマシラス漁獲量の間には正の相関関係があることが知られているが、1979年、82年ではその帰帰線からややはずれ、88年では大きくはずれるという一面もある(土屋, 1990a, 1990c)。マシラスの漁獲量だけでなく他のいくつかの兆候となるべき変数を加えることにより精度が上がると考えられる。この未成魚の主体となる0才魚ははじめてまき網の主漁獲対象となるので、マイワシ資源の加入量を評価したり、その後の資源動向を考える上で重要な位置にある。未成魚漁獲量の予測を考えることは、マイワシ資源の加入量変動あるいは資源変動についての示唆を得ることにつながる。

2. 方法と資料

はじめにニューラルネットについてその概要と原理を紹介し、次に予測手順について述べる。

ニューラルネット ニューロンおよびニューラルネットのモデルにはいくつか提唱されているが、以下のような階層型ネットワークとバックプロパゲーションモデルを用いた。これは最も汎用性と実用性をもつといわれる(平藤, 1990)。

階層型ニューラルネットは入力層と出力層をもち、入力層と出力層の間に中間層をもち、刺激は入力層から出力層へ一方方向にのみ伝達される(Fig. 1)。入力層を除くネットワークを構成する個々のユニット(ニューロン)はシナプスを介して他のユニットから刺激を受け取るときにユニットによって異なる重みを掛合わせた値を受け取る。このようにして他のユニットから受け取った刺激を合計し、その入力総和に対してユニットの入出力関数にしたがって出力する。その出力値がさらに上位のユニットに伝達される。すなわち、ある1つのユニットの入出力関係は次のように表わされる。

$$u = \sum w_i x_i$$

$$v = 1 / \{ 1 + \exp(-u + \theta) \}$$

ここで、 x_i はユニット*i*からの入力、 w_i はその結合の重み(シナプス荷重)、 u は入力の総和である。そして、 v はユニットの出力、 θ はユニットのしきい値である。ネットワークの働きを決めるのはシナプス荷重としきい値である。それを学習によって自動的に設定する。

階層型ネットワークでは一般に、入力層に入力したデータにより出力層から出力される値と正解(教師信号)との誤差が最小になるようにシナプス荷重としきい値を修正させていくというバックプロパゲーション(誤差逆伝播)則が使われ、この過程を学習とよんでいる。この場合には教師信号を用いるので教師付き学習という。なお、以降にある学習回数とは、結果の出力・誤差評価・修正という一連の手順の繰り返し回数に当る。

このような動作をコンピュータ上で実現させるソフトウェアがニューラルネットシミュレータである。今回の解析にはパソコン上で作動するRHINE(CRC社製)を用いた。

予測手順 冬季の常磐～房総海域のマイワシ未成魚漁獲量を、年級の産卵量とマシラス漁獲量、漁期の鹿島灘の海況パターン、親潮第一貫入南限、黒潮流路から予測する。未成魚の前発育段階の量的指標として産卵量とマシ

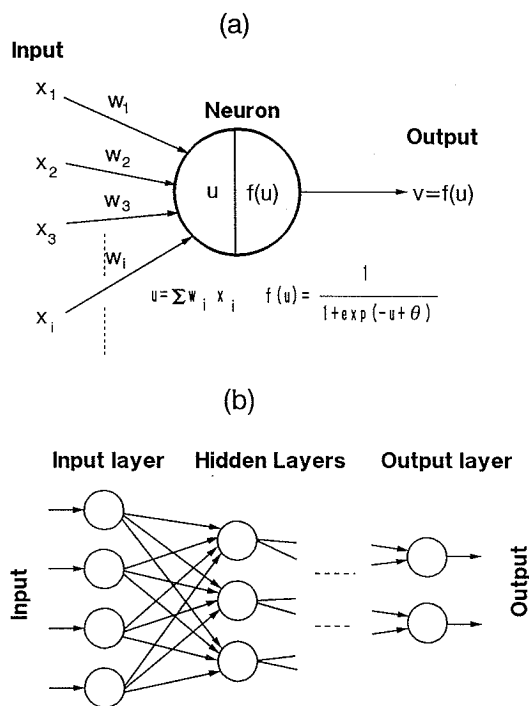


Fig. 1. Model of a neuron (a) and multilayer artificial neural network (b). w_i is the weight, representing the connection strength between neurons. θ is the threshold. A neural network is created by interconnecting many of model neurons.

ラス漁獲量を考えた。未成魚資源量指数とマシラス漁獲量との相関は土屋 (1990a, 1990c) に示されている。佐々木・土屋 (1990) および横田 (1990) は親潮の南下との関係を、近藤 (1988) は黒潮の影響を指摘している。このことから、未成魚漁獲量を予測する上で考慮すべき海況因子として上記の3項目をとりあげた。マイワシ漁獲量が出力ユニット、産卵量から黒潮流路までの項目が入力ユニットになる。1979/80年冬季漁期から1989/90年冬季漁期までの期間を対象に検討した。各入力ユニットに入力される値とマイワシ漁獲量の時系列をFig. 2に示す。以下、これについて説明する。

マイワシは、この海域の冬春季には大部分が未成魚で漁獲されるが、3~4月に入ると未成魚群が南下したり、産卵後の成魚群が来遊したりすることがある (土屋, 1990b, 1990c) ので、より未成魚量を代表させるために12~2月の漁獲量に限定した。その間の福島県~千葉銚子港までの水揚げ量を土屋 (1990b) から得、それをマイワシ未成魚漁獲量として用いた (Fig. 2-f)。ここで、漁期年次はその年の12月から翌年の2月を表わす。

この漁獲量はすべて0才魚 (12月時点) によるとは限らないので (土屋, 1990a, 1990c), 1才魚 (同時点) まで含むとして、産卵量とマシラス漁獲量は未成魚の漁期年次とその前年の2年分の合計値を用いた (Fig. 2-a, 2-b)。たとえば1979年は1979年と78年の産卵量あるいはマシラス漁獲量の合計を表わし、未成魚の79年漁期年次に対応する。産卵量のデータソースは森ほか (1988), 菊地・小西 (1990), および1989年については中央水産研究所で集計されたデータである。なお、1年の産卵量は同資料に従い前年10月からその年の9月までの合計値である。海区区分も同資料に従い、海区Ⅱは東海区、海区Ⅲは南西海区、海区Ⅳは薩南をほぼ意味しており、分けて扱った。同様に、マシラスの漁獲量も愛知県と静岡県に分けて扱った。それぞれ愛知県水産試験場と静岡県水産試験場の集計結果 (中央ブロック長期予報会議資料) を使用した。

黒潮流路、鹿島灘の海況パターン、親潮第一貫入南限の海況要素は本来予測値あるいは事前のデータを入力すべきであるが、その予測自体あるいは、いつでもこの事前データを用いるべきかなど、かなり検討を要する大きな問題であると考えた。そこで本論文では第一段階としてそれは今後組み入れるべきサブシステムとして保留し、漁期と同時期の実況値を入力して検討した。

鹿島灘における海況パターンについては、それを久保・

友定 (1981) に基づいてW, K, Oの3型に分類してある「中央ブロック長期漁海況予報」 (中央水産研究所) から得た。W, K, Oの3つの型の半月毎の12~2月の3カ月間の頻度に集計した (Fig. 2-c)。そして、親潮第一貫入南限緯度を、川合 (1972) の指標水温に従って「全国海況旬報」 (気象庁) の100m深等温線図から読取った。12~2月の平均値を以後の計算に用いた (Fig. 2-d)。さらに半月毎に発行される「海洋速報」 (海上保安庁水路部) から、黒潮流路をA, B, C, D, Nの5つの型に分類し、各型の12~2月の3カ月間の頻度を入力データとした (Fig. 2-e)。ここで、5つの型の分類は吉田 (1961) と二谷 (1969) を包括した定義 (川合, 1972) に従った。

以上のデータより、ニューラルネットの構造は入力ユニット14, 出力ユニット1となる。中間層はなるべく単純化させて1層とし、そのユニット数を5とした。学習期間を2通りにして学習を行った。すなわち、1979年から85年まで (ケース1), あるいは1979年から86年までの期間 (ケース2) を学習データとし、入力値と、出力の正解となる教師信号を与え学習させた。その後、1979年から89年までについて、学習済みのネットワークによる計算出力値 (予測値) と実績を比較した。学習に用いない1986年から89年まで (ケース1) あるいは1987年から89年まで (ケース2) が検証データとなり、その出力値と実績値の比較によりネットワークの予測性能を評価することになる。ニューラルネットの計算に際して、入力値は各ユニットについて最大値を1, 最小値を0に線形変換される。シナプス荷重の初期値は±0.3の範囲でランダムに、しきい値の初期値はすべて0.1に設定される。

3. 結果

学習回数が200, 1,000, 5,000回の場合の出力値をFig. 3に示す。学習の回数が多くなるにつれ、学習期間では教師値 (実績値) に極めて近づいていくことがわかる。未学習の検証データにおいても、1987年では実績値とずれていったが、他の年では徐々に実績値に近づいていった。なお、20,000回の学習の結果は5,000回の結果とグラフが全く重なってしまうほど差異はなかった。これは学習がある程度進むとそれ以上の学習は効果を上げないことを意味している。学習期間が1985年までの場合 (ケース1, Fig. 3-a), 1986年ではよい一致を示した。88, 89年では少しずれ、それ以上よくならなかつたが大体の減少傾向は出ている。ケース1よりももう1年、すなわち、1986年までのデータを学習させた場合 (ケース2,

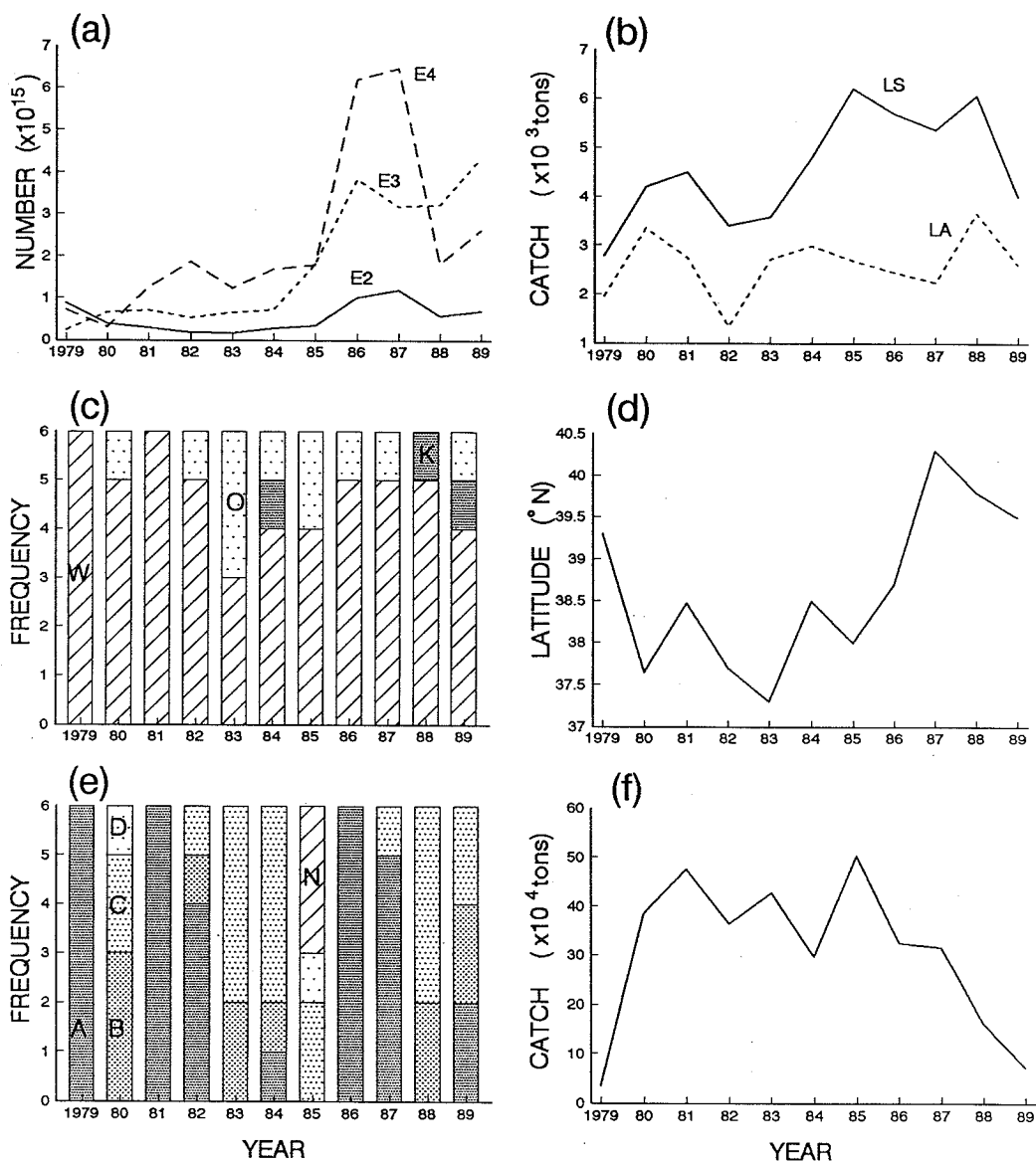


Fig. 2 Catch of young sardine off Joban-Boso Seas during Dec.-next year's Feb.(f), and its predictive factors which form input units in a neural network (a-e). (a) Egg abundances in the seas south of Honshu (E2), south of Shikoku (E3), and south of Kyushu (E3) (summed for both the year and the preceding year because the catch of young sardine contains 1-year fish as well as 0-year fish). (b) Catch of larvae in Shizuoka Pref.(LS) and Aichi Pref.(LA) (summed for both the year and the preceding year because the catch of young sardine contains 1-year fish as well as 0-year fish). (c) Frequencies of oceanographic patterns (W, K and O) in Kashima-nada Sea during Dec.-next year's Feb. (d) Mean southern limit of the First Oyashio Intrusion during Dec.-next year's Feb. (e) Frequencies of Kuroshio path types (A, B, C, D and N) during Dec.-next year's Feb.

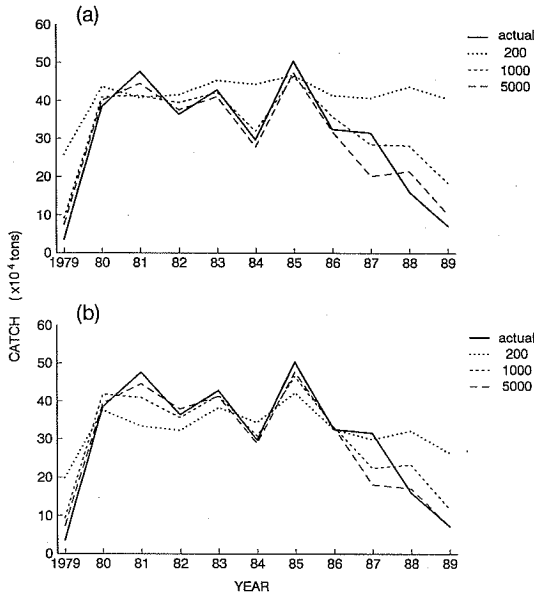


Fig. 3. Comparison between the actual catches of young sardine and the outputs generated by the trained neural networks for 200, 1,000, and 5,000 cycles of learning.
 (a) Case 1 where data for 1979-85 were used for supervised learning and those for 1986-89 were not used for the learning.
 (b) Case 2 where data for 1979-86 were used for supervised learning and those for 1987-89 were not used for the learning.

Fig. 3-b) では、1988、89年は実績値とよく一致し、よい予測結果が得られた。いずれのケースでも1987年の予測ははずれた。

ニューラルネットのユニット間のシナプス荷重によって予測する上で重要な因子を知ることができる。学習が進むと関係のあるユニット間では結合が強まりシナプス荷重の絶対値が大きくなっていく。これがネットワークが形成されていくことに当る。学習の進行に伴う中間ユニットと入力ユニットのシナプス荷重の値のばらつき(分散)の変化をみると、はじめはどのユニットも分散が小さいが学習が進むと第1と第4中間ユニットの分散が大きくなり、他の3つは全く増加していない (Fig. 4)。これは第1と第4ユニットは一部の入力ユニットと結合を強めていくことを意味している。同時に、その中間ユニットと出力ユニットのシナプス荷重の絶対値も大きくなった (Fig. 5)。入力データはこの2つの中間ユニットに情報が集約されるとみることができる (平藤、

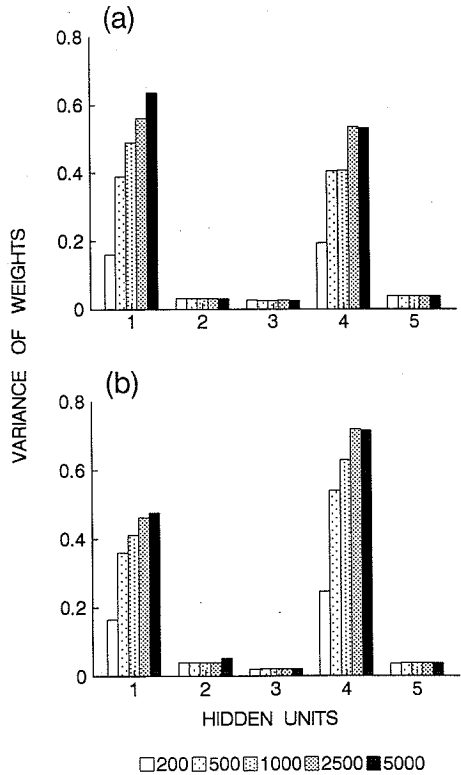


Fig. 4. Variances of the weight values of each hidden unit connected to every input unit for various cycles of learning.
 (a) Case 1 where data for 1979-85 were used for supervised learning and those for 1986-89 were not used for the learning.
 (b) Case 2 where data for 1979-86 were used for supervised learning and those for 1987-89 were not used for the learning.

1990)。そこで、第1と第4ユニットのそれぞれと14個の入力ユニットとのシナプス荷重をFig. 6に示す。絶対値が大きいシナプス荷重をもつ入力ユニットはそれだけ予測する上で重要な因子であることを意味する。正負の符号は正の関係にあるか負の関係にあるかを示し、入力と出力の最終的な関係では、入力ユニット-中間ユニット、中間ユニット-出力ユニットの2段階の符号の積となる。第4中間ユニットと出力ユニットとのシナプス荷重の符号が負である (Fig. 5) のでFig. 6ではその符号を反転して示してある。シナプス荷重は、初期値が±0.3の範囲であり、学習してもあまり変化しない場合で±0.5以内であったことを考慮すると、絶対値が1

以上の時に明らかに結合が強い、すなわち関係が強いと判断してよいだろう。マイワシ未成魚の漁獲量と正の関係が強い因子としてマシラス漁獲量とくに静岡県産の漁獲量、負の関係が強い因子として、海域Ⅱの産卵量、親潮第一貫入南限緯度があげられる。ケース1では鹿島灘の海況パターンがKパターンである頻度が負の関係にあった。主要な因子としてこれらが互いに効果を増幅・抑制し合いながら漁獲量に影響を与えている。これらの因子

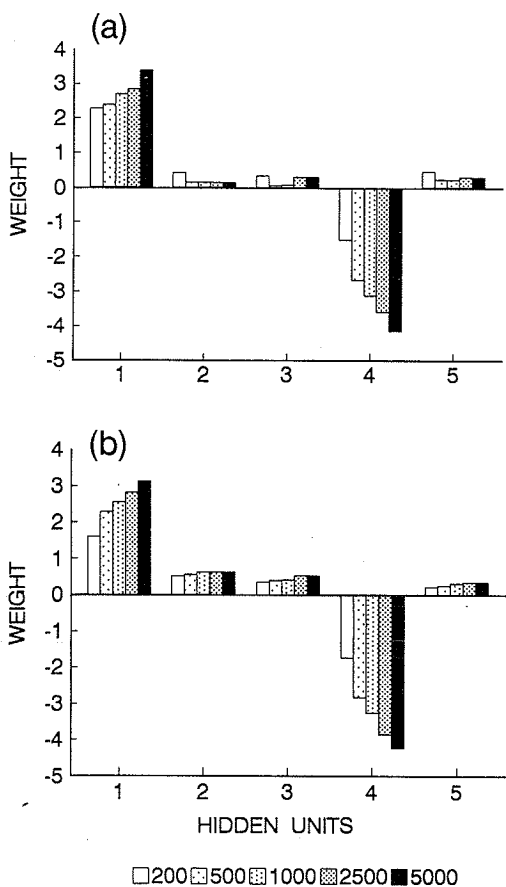


Fig. 5. The weight of the connection from each hidden unit to the output unit for various cycles of learning.

(a) Case 1 where data for 1979-85 were used for supervised learning and those for 1986-89 were not used for the learning.

(b) Case 2 where data for 1979-86 were used for supervised learning and those for 1987-89 were not used for the learning.

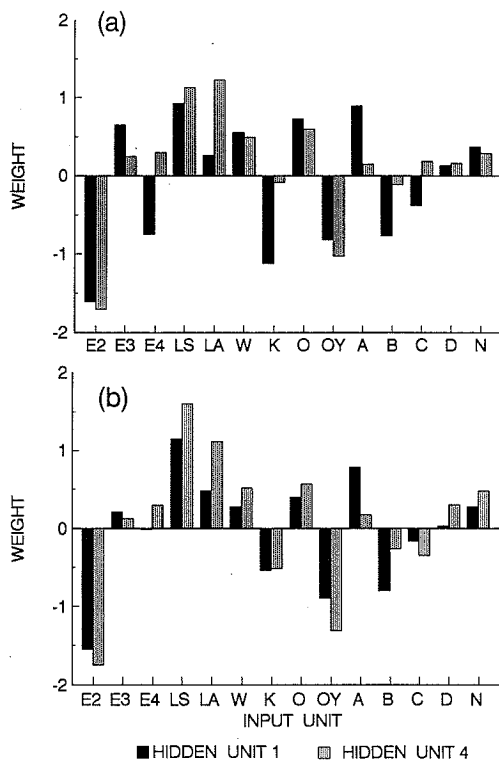


Fig. 6. The weight of the connection from each input unit to the hidden units 1 and 4 (5,000cycles of learning). The signs of the weight values for the hidden unit 4 are reversed because the weight value of the connect from the hidden unit 4 to the output unit is negative (Fig. 5).

(a) Case 1 where data for 1979-85 were used for supervised learning and those for 1986-89 were not used for the learning.

(b) case 2 where data for 1979-86 were used for supervised learning and those for 1987-89 were not used for the learning.

に比べてシナプス荷重が少し小さい海区Ⅲ、Ⅳの産卵量、W・Oパターン、黒潮のA・B流路も小さい効果をもつ。

4. 考 察

常磐～房総海域の冬季のマイワシ未成魚の漁獲量について、ニューラルネットを用いることにより、産卵量とマシラス漁獲量および親潮、黒潮などの海況条件の諸要素から比較的良好な予測を行うことができた。この予測

の根拠はネットワークのシナプス荷重に包含されており、符号を含めてその大きさによって知ることができる (Fig. 6)。その主要は以下の点にまとめられる。未成魚漁獲量は、

- (1) マシラス漁獲量と正の関係が強い。静岡県漁獲量の方がより関係がある。
- (2) 東海区の産卵量と負の関係がある。
- (3) 親潮の南下の程度と正の(第一貫入南限緯度と負の)関係がある。
- (4) 黒潮の影響が強いと少ない。

これらの関係は直接的因果関係にあるかどうかはわからない。少なくとも予測する上の手がかりになるということである。たとえば、(3)、(4)の条件がこの漁期の来遊に直接影響するだけとは限らない。その現象とつながっているそれ以前の何かが加入量に影響しているため(3)、(4)の関係が生じることも十分にあり得る。

上記の4点は個々には新しいことではない。(1)、(3)、(4)はすでに前記予測手順で記した通りである。また、(2)に関連して、近藤(1990)は潮岬以東の産卵量の回復は資源減少の兆候であると述べている。重要なことは、ニューラルネットによるデータの学習を通してこれらの因子の漁獲量への影響が定量化できること、そして、これらの要素を単独にみるだけでは正しい予測が必ずしもできるとは限らず、これらを同時に並列処理することが良い予測につながるということである。

一方、1987年漁期(87年12月~88年2月)では予測がはずれた。これについて考えてみる。

1987年漁期と前年の86年漁期の実際の漁獲量はほぼ同じである (Fig. 2-f)。両年に対する入力ユニットの値を比べると、産卵量、シラス漁獲量、 $W \cdot K \cdot O$ の海況パターン、黒潮流路にほとんど違いはなく、ただ親潮の南下の程度が87年では弱くなっている (Fig. 2-a~e)。従って他の要素が同様なので(3)の根拠によれば87年は86年に比べ漁獲量は減少すると予測されることになる。すなわち、より正しく予測するためにはデータから学習した予測根拠がまだ不十分であることがわかる。改良策として2つ考えられる。1つは直接的といえる方法で、親潮南下の効果を制御するような未知の因子が考慮されていないためはずれたと考え、そのような因子を見つけ組み入れることである。たとえば、夏秋の0才魚、1才魚の漁獲状況や夏秋の東北海区海況パターンがあげられよう。近藤(1987, 1988)は、マイワシにとって重要な海洋条件は冬春季の親潮系水の鹿島灘から犬吠埼沖までの南下、そして、夏秋季の黒潮前線の北上であると指

摘している。木立(1991)は幼魚期の大量減耗が今後の重要な研究課題であるとしている。

もう1つは間接的方法で、1987年漁期は学習していない未知のパターンであると考え、学習データをより多くしてより様々なパターンを学習させることである。今回の学習データは一般的に言えばまだ少ない。過去の資料の収集と新しい資料の追加が必要である。当然、以上の2つの方法は二者択一ではなく両者を並行して考えていく方が実践的である。

すでに述べたように本研究では海況予測を行っていない。海況予測の重要性が確認されたので実システムにはそのサブシステムが不可欠になる。一般に海況データの方が質・量ともによく揃っているのでニューラルネットの利用はより有効であろう。例えば、ニューラルネットを用いた黒潮流路予測を含めたマシラスの漁況予測では両予測ともよい結果が得られている (KOMATSU *et al.*, 投稿中)。東北海区海況予測の根拠がまとめられており(東北区水産研究所, 1988)、コンピュータ処理による海況予測の高度化も検討されている(漁業情報サービスセンター, 1990)。常磐~鹿島灘海況特性についての知見も多い(久保, 1981, 1988; 久保・友定, 1981)。今後ニューラルネットを用いた東北海区、常磐~鹿島灘海況予測も行っていきたい。

ニューラルネットは階層的なネットワークによって任意の連続関数を任意の精度で近似することができ(麻生, 1989)、また、多変量解析の非線形領域への拡張としてみる事ができる(平藤ほか, 1988)。多数の要因がからんでいるとき一般に線形多重回帰分析の手法がよく使われる。その方法では変数間の独立性・線形性や正規性が精度をかなり制約する。それに対して、ニューラルネットではそのような前提に縛られないという利点がある。中間ユニットの層数と数の設定が試行錯誤的であるが、よい精度を得るにはむしろ既往の知識をもとに適切な変数の選択、データの前処理、ネットワークの構造化が重要であるといわれている(菊田, 1991)。

ニューラルネットの特徴は数式はもちろん言葉で表現しづらい論理あるいは論理はわからない、しかし学習のデータは揃えられるようなテーマを扱うことができることである。これが利点である。いわばエキスパートの勘に当るものを扱えるとも言えよう。平本(1991)はイワシの漁況予報では長年の経験や勘あるいは第六感といったものが大きくものをいうと記している。

一方、一般的には、システム内はブラックボックスに近く、なぜそのような答えが出たのかを通常のエキス

パートシステムのように追跡することができないという欠点をもつ。しかしシナプス荷重を調べることによって要因の重要度を知ることができる。ユニット数が数百となれば難しいだろうが、ユニット数が少なければすでに考察したようにシナプス荷重から基本的な予測の論理を窺い知ることが可能である。ニューラル(ニューロ)エキスパートシステムは漁況予測のシステム化における有力な情報処理技術として期待できると確信される。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、水産庁中央水産研究所および愛知県水産試験場から貴重な資料の提供を頂いた。海洋水産資源開発センターの木立 孝氏および農林水産省農業研究センター平藤雅之氏から文献をご恵与頂いた。ここに深くお礼申し上げる。

文 献

合原一幸(1988) ニューラルコンピュータ-脳と神経に学ぶ。東京電機大学出版局、東京、179pp。
 青木一郎・稲垣 正・三谷 勇・石井丈夫(1989) カタクチイワシの漁況予測へのエキスパートシステムの応用。日水誌、55、1777-1783。
 青木一郎・三谷 勇(1991) カタクチイワシの漁況予測のための知識工学的モデリング。水産海洋研究、55、1-8。
 麻生英樹(1988) ニューロ・コンピューティング-原理と概要。情報処理、29、966-973。
 麻生英樹(1989) ニューラルネットワークの数理的性質。人工知能学会誌、4、128-134。
 漁業情報サービスセンター(1989) 現行漁況・海況予測手法の整理と改善点。昭和63年度長期予測高度化技術開発試験報告書、241pp。
 漁業情報サービスセンター(1990) 平成元年度長期予測高度化技術開発試験報告書、355pp。
 平藤雅之(1990) ニューロコンピューティングとエキスパートシステム。システム農学、6、53-67。
 平藤雅之・小野良孝・小林 恭(1988) ニューラルネットによる多変量解析とエキスパートシステム実現法。日本ソフトウェア科学会第5回大会論文集、113-116。
 平本紀久雄(1991) 私はイワシの予報官。草思社、東京、277pp。
 川合英夫(1972) 黒潮と親潮の海況学。海洋物理II。海洋科学基礎講座、東海大学出版会、東京、129-321。
 菊地 弘・小西芳信(1990) 日本の太平洋岸(常磐～薩南海域)におけるマイワシ、カタクチイワシ、サバ類の月別、海域別産卵状況：1987年1月～1988年12月。中央水産研究所・南西海区水産研究所、72pp。
 菊田泰代(1991) ニューロコンピュータの適用。水文

・水資源研究のためのAI技術の利用に関する講座、水文・水資源学会、122-130。
 木立 孝(1991) マイワシ資源を中心とした最近の浮魚類の資源変動。水産海洋研究、55、234-238。
 KOMATSU, T., I. AOKI and I. MITANI Neuro-computing for prediction of the catch of sardine larvae in Sagami Bay. Fish. Oceanogr., 投稿中。
 久保治良(1981) 海況予測のための知見-特に冷水南下を予知するための手法について。茨城水試創立80周年記念誌、103-108。
 久保治良(1988) 常磐南部から鹿島灘海域の海況特性。茨城水試研報、26、1-98。
 久保治良・友定 彰(1981) 鹿島灘の海況-V。表面水温からみた近年の海況パターンの変動について。茨城水試創立80周年記念誌、90-102。
 近藤恵一(1987) マイワシの生態と資源。食の科学、116、1-10。
 近藤恵一(1988) 資源量高水準期における日本産マイワシの分布・移動について。東海水研報、124、1-33。
 近藤恵一(1990) 資源再生産の面から主要浮魚類の資源動向を探る。水産海洋研究、54、288-290。
 小山照夫(1988) 診断型システム、エキスパートシステム(上野春樹・小山照夫共編)、オーム社、東京、81-101。
 森慶一郎・黒田一紀・小西芳信(1988) 日本の太平洋岸(常磐～薩南)におけるマイワシ、カタクチイワシ、サバ類の月別、海域別産卵状況：1978年1月～1986年12月。東海区水産研究所、321pp。
 二谷頼男(1969) 最近数年の黒潮の変動について。水産海洋研究会報、14、13-18。
 佐々木道也・土屋圭己(1990) 親潮第一分枝の動向と常磐・鹿島灘におけるマイワシの漁獲量について。水産海洋研究、54、69-70。
 SIMPSON, P. K.(1990) Artificial Neural Systems. Pergamon Press, New York, 209pp。
 東北水産研究所(1988) 東北ブロック水産海洋連絡会報、18、88pp。
 土屋圭己(1990a) 常磐海域におけるマイワシ未成魚越冬群の出現状況について(特に1988年級群の評価をめぐって)。水産海洋研究、54、70-71。
 土屋圭己(1990b) 鹿島灘の小中羽マイワシ漁について。水産海洋研究、54、325-329。
 土屋圭己(1990c) 常磐～犬吠埼海域におけるマイワシ未成魚越冬群に関する研究-II。1989年越冬期における1988年級群の評価。茨城水試研報、28、73-79。
 横田 廣(1990) 常磐・鹿島灘の海況変動とマイワシ漁況。水産海洋研究、54、66-69。
 吉田昭三(1961) 遠州灘沖冷水塊と黒潮の変動について(その1)。水路要報、67、54-57。