

ニューラルネットによる伊豆諸島周辺海域の

マサバ終漁期の予測

三 谷 勇

Neuro-computing for Forecasting the Last Fishing Season of Chub Mackerel off Izu Island.*

Isamu MITANI **

ABSTRACT

The practical application of neuro-computing for forecasting the last fishing season of chub mackerel, *Scomber japonicus* Houttuyn, from January to June off Izu Island was examined. The supervised learning paradigm, three-layer network and back-propagation algorithm, was employed. Kuroshio path, sea temperature at specific point off Oshima Island and fishing ground, average catch per unit of effort (CPUE) for ten days, monthly catch, monthly age composition, the period and the beginning day of each maturity stages, the position of fishing ground formed an input vector, and the last fishing season from May to July formed an output.

The trained network produced good forecasts of the last fishing season for test data that were used for the learning, but not false answer for test data that were not used for the learning. The strongest correlation was observed between the last fishing season of mackerel fishery and sea temperature at specific point off Oshima Island in February. CPUE from mid-February to early in March and the beginning day of the preceding spawning season, according to the weight of the connection from each input unit to the hidden units 3 and 5.

It is considered that artificial neural systems will be received not only wide application but also practical use on the fishing forecast of various species and that an inexperienced forecaster may easily make an accurate estimate of the fishing conditions for fisheries forecasting by neuro-computing.

はしがき

資源研究の目的として、資源診断、資源管理、漁況予報がある(土井1975)。このうち、漁況予報は、国の施策として1960年代後半からサバ、イワシを対象に始められ、年3回の間隔で中央水産研究所から発表されている。神奈川県水産試験場では、県独自の漁況予報を、イワシ類では1983(昭和58)年から、サバ類では1990(平成2)年から始め、その予報の継続と精度の向上に努めている(三谷1991)。しかし、予測の作成やその根拠の求め方は、予報担当者の研究年数や知識の蓄積、情報の処理能力によって異なり、特に経験の浅い予報担当者には、

予報の継続が心理的な負担を強いることになるばかりでなく、予報の精度の低下や中断につながることが多い。

青木(1991)は、経験の浅い予報担当者でも容易に予報の作成を可能にする手法として、コンピュータ処理によるエキスパートシステムやニューラルネットの応用を提唱している。前者の手法は、相模湾のカタクチイワシで(青木ほか1989, 青木・三谷1991)、後者は常磐・鹿島灘のマイワシ未成魚で応用され(青木・小松1992)、いずれも実績漁獲量とこれらの手法で計算された漁獲量とがよく一致し、実用化が可能であることを報告している。

1993年12月10日受理 神水試業績No.93-208

* 平成4年度神奈川県水産試験場業績発表大会で発表した。

** 資源研究部

本研究は、当場の漁況予測にエキスパートシステムやニューラルネットの手法を応用する試金石として、予測を始めて数年しか経っていないサバ漁況予測でニューラルネットの応用を試みた。

材料と方法

ニューラルネット 予報担当者の経験年数に関係なく、精度の高い予測を発行し継続する手法として、エキスパートシステム、ファジーシステム、ニューラルネットがある（青木1991）。前2者は、専門的知識や経験をIF～THEN～で体系化し、この判断基準（ルール）を適用しながら推論を行う手法である。後者のニューラルネットは、専門的知識が必要でなく、入力データと正解となる出力パターンの学習から妥当な予測値を計算する手法である。経験の浅い予報担当者が短期間に専門的知識を蓄積することは現実的に不可能であるから、エキスパートシステムよりもニューラルネットの方が応用し易いと考えられた。

ニューラルネットの概要と原理については、青木・小松（1992）が詳細に報告しているが、本報告で使用した階層型ニューラルネットは、入力層と出力層、これらの中に中間層を持ち、刺激は入力層から出力層へ一方的に伝達される。入力層のユニット数は、予測する上で考慮すべき環境因子、生物的特性、漁業情報などの項目数で、出力層のユニット数は予測項目の数で決定される。中間層の数、ユニット（ニューロン）数は任意に決めることができるが、中間層の数やユニット数が増えると学習時間が長くなる欠点がある。中間層のユニットは、他のユニットからシナプスを介して、自動的に設定された重み付けをもつ刺激を受け取る。そのユニットでは受け取った刺激を合計し、その入力の総和に対してユニットの入出力関数にしたがって上位のユニットに伝達する。階層型ニューラルネットでは、バックプロパゲーション則（誤差逆伝播則）が採用され、この過程を学習と規定している。学習とは、ニューラルネットで出力された解と出力層に入力した正解（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繰り返し修正させることで、学習の回数によって誤差は小さく収束するようになる。本報で用いたソフトウェアは、パソコン上で動作するRHINE（CRC社製）である。

入力項目 伊豆諸島周辺海域で冬春季に漁獲されるマサバは、秋冬季に水温の低下と共に三陸から鹿島灘・常磐海域、房総海域へと順次索餌南下してきた魚群である（宇佐見1968）。これらの魚群は、たもすくい網漁業で漁獲されるが、その漁獲の主体は体長33cm（3歳魚）以上

の産卵親魚、体長29cm（1, 2歳魚）前後の未成魚である（神奈川県水産試験場ほか1992）。これらの魚群が産卵に関する成魚群、餌を求めて回遊する索餌北上群であることを考慮すると、伊豆諸島周辺海域のマサバ終漁期は、概略3つの要因によって予測することができる。それは、1）水温を指標とする海況的要因、2）成熟度を指標とし、産卵の終了を示す生物学的要因、3）魚体の大きさを指標とした形態的要因である。

1）海況的要因 伊豆諸島周辺海域で漁獲されるマサバ産卵群の適水温を漁場水温でみると、漁場位置は季節によって異なるものの、概略毎年15～25℃の水温範囲にある。その1例として、1992（平成4）年漁期の漁場水温を図1に示した（神奈川県水産試験場ほか1992）。1992年漁期の漁場水温でみられるように、漁期当初の1～2月の漁場水温は15～17℃と低く、3～5月では18～20℃、6月以降では20～25℃と高くなる。また、漁場の形成位置は、1992年では漁期全般にわたって伊豆諸島周辺海域であったが、例年、漁期後半には房総沖に形成されることが多い。これらのことから、海況に関する入力項目は、黒潮流路、大島定地水温、漁場水温、主漁場の位置とした。

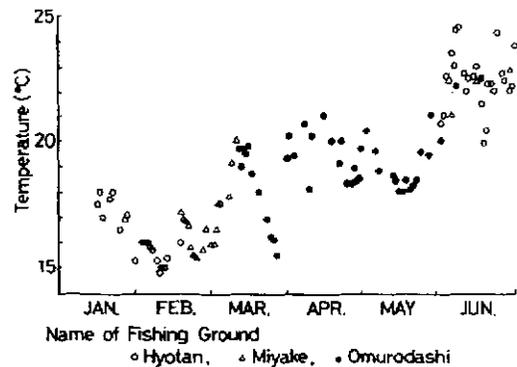


Fig. 1 Seasonal changes in sea temperature of mackerel fishing grounds off Izu Island in 1992.

2）生物学的要因 マサバ成魚群の生殖腺は、例年、1～2月の漁期当初では未熟であるが、徐々に発達し、3～4月の漁期半ばにはその重量は最も高くなり、産卵を開始する。その後産卵の終了した魚群から索餌北上し、伊豆諸島周辺海域のサバ漁期が終漁する。これらの過程の1例として、1992年漁期の成熟過程を図2に示した。これらのことから、入力項目は、生殖腺の発達段階別に成

熟期間、各段階の始まりの日（基準日 1 月 1 日）とした。

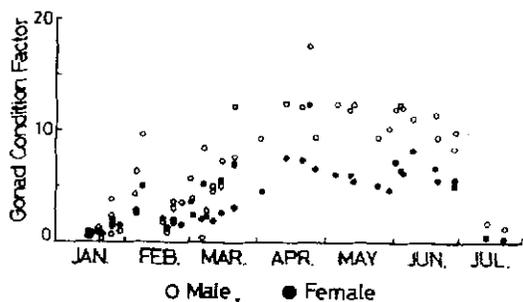


Fig. 2 Seasonal changes in gonad condition factor of adult mackerel off Izu Island in 1992.

3) 形態的要因 漁期を通じたマサバの魚体の大きさは、例年、漁期前半では、成魚南下群（大型群）が伊豆諸島周辺海域に來遊するまでは未成魚越冬群（小型群）が漁獲されるが、來遊後は大型群が主体となり、漁期後半では徐々に大型群の出現割合が減少し、小型群の出現割合が増加してくることが知られている。この1例として、1987年の旬別銘柄別漁獲割合を図3に示した。これらのことから、入力項目は、年齢組成、漁獲量、CPUEとした。

出力項目 マサバ終漁期は、資源の高い時代では水揚げ価格等によって人為的に決められるが、資源の低い時代では魚群の分布状態によって自然に決定される。

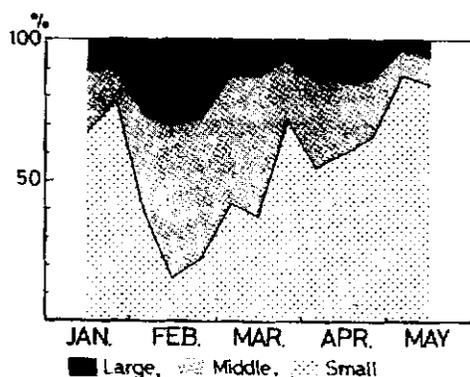


Fig. 3 Seasonal changes in body size composition in respect to size-group (such as small, middle, large) of mackerel shoals off Izu Island in 1987.

1971（昭和46）年から1992（平成4）年までのマサバ終漁期をみると（図6参照）、1971（昭和46）年から1983（昭和58）年までは、6月が終漁期であったが、1984（昭和59）年以降は、5、6、7月に終漁期が認められる。前者の年代は、サバ太平洋系群の資源状態が高く、都三県（千葉県、東京都、神奈川県、静岡県）の年別漁獲推移（図4）からみても高い漁獲水準にあり、逆に後者の年代は低い漁獲水準にあることがわかる。サバ太平洋系群の資源水準は、今後、近年の低い水準が続くものと考えられることから、出力項目は、1984年以降に終漁期として出現した5、6、7月とした。

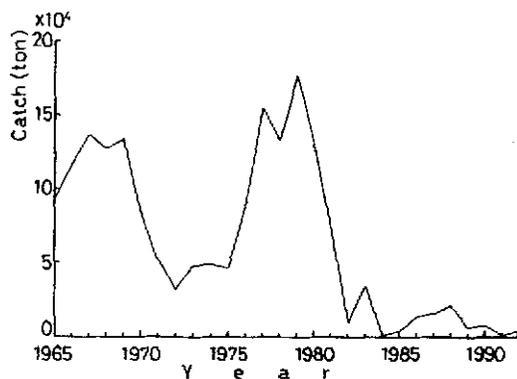


Fig. 4 Annual changes in total catch of mackerel off Izu Island during Jan.-Jun.

資料 入力項目、出力項目に用いた資料は、1971（昭和46）年から1992（平成4）年までの21年間とし、都三県で発行したサバ共同報告書から求めた。近年では海況、漁況、生物情報が比較的多く蓄積されているが、1970年代前半では得られる資料が少ないため、本報では1970年代の情報量に合わせて使用した。また、入力項目の月間は、将来実際に終漁期を求めることができるようにするため、必要な資料を得ることが可能な2～4月の期間とした。

各入力項目の因子数は、次の通り44ユニットとした。

海況的要因 黒潮流路：A, B, C・D, N
2, 3, 4月

大島定地水温年差：2, 3, 4月

漁場水温：2, 3, 4月

主漁場の位置：大室だし、

高瀬・ひょうたん瀬

三宅海域

ワタリ・銭洲

生物的要因 成熟期間：未熟期,成熟初期,中熟期
 開始日：成熟初期,中熟期,産卵前期
 (一都三県サバ共同報告書より区分)
 形態的要因 年齢組成：2月の2,3,4,5歳以上
 3月の2,3,4,5歳以上
 4月の2,3,4,5歳以上
 漁獲量：2, 3, 4月
 C P U E：2月の上旬, 中旬, 下旬
 3月の上旬, 中旬, 下旬
 4月の上旬, 中旬, 下旬

出力項目の因子数は,実際の終漁期に合わせて5, 6, 7月の3ユニットとした。また,21年間における終漁期の各月の出現状態は,資源の高い時代では,ほとんどの年が6月に終漁しているが,資源の低い近年では7月に多く終漁している。6月に終漁した回数は15回,7月のそれは6回,5月のそれは1回である。

ニューラルネットの設定と学習 以上のデータから,ニューラルネットの構造は,入力ユニット44,出力ユニット3となり,中間層数は青木・小松(1992)に従い単純化して1層とし,そのユニット数を出力ユニット数の2倍の6とした。

学習は,教師信号を与えて学習させる期間(ケース1)と,学習済みのネットワークにより学習を検証するために用いる期間(ケース2)とに区分して行った。

ケース1の期間のデータは学習データとし,入力値と出力の正解となる教師信号の両方を与えて学習させ,ケース2ではケース1の学習済みのネットワークを用いて,ケース2の期間のデータ(検証データ)を入力し,予測値(出力値)を計算させ,その実績値と比較した。各ケースに使用した期間は次の通りである。

ケース1：1971,1973,1976,1978,1980,1982,1983,1985,1987,1988,1989,1992

ケース2：1972,1974,1975,1977,1979,1981,1984,1986,1990,1991

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の最大値を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。

結果

学習回数 青木・小松(1992)は,200回程度の少ない学習回数では出力値と教師値(実績値)との間に大きな差が認められ,学習回数が5000回以上であればこの差がほとんど変わらないことを報告している。本報では,200,500,2000,5000回の学習を学習データで行い,終漁期が5月の1988(昭和63)年,6月の1978(昭和53)年,1989(平成元)年,7月の1992(平成4)年の出力値を求めた。出力値は,終漁期の各月の出現確率で示した。その結果,各年とも学習回数が多くなるに従い,出力値は教師値に近づき,学習が2000回と5000回とではほとんど変わらない教師値となり(図5),青木・小松(1992)の報告とよく一致した。

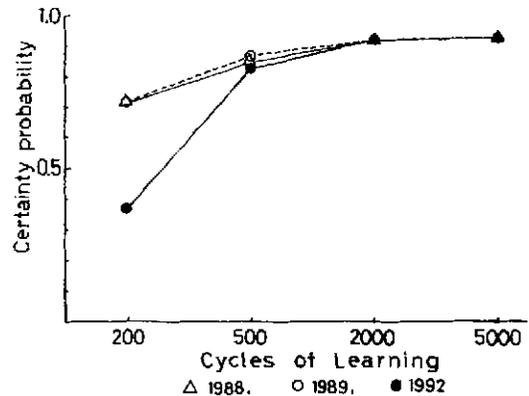


Fig. 5 Comparison between the actual last fishing season and the outputs generated by the trained neural networks for 200, 500, 2000, and 5000 cycles of learning .

学習結果 学習回数5000回における学習結果を図6に示した。学習データの学習結果から求めたケース1(学習データの期間)の出力値は,各年共教師値とよく一致した。特に,わずか1年分のデータしかない終漁期が5月である1988(昭和63)年の出力値も教師値に非常によく一致した。ケース2(検証データの期間)では,学習データの学習結果から求めた出力値は,正解となる年とはずれる年が認められた。検証データの10年間のうち,正解した年数は7年間,はずれた年は3年間であった。正解した年の終漁期は,6月が6年間分,7月が1年間分,正解の大部分は6月の終漁期の年であった。7月に終漁した1984,1986,1990,1991年のうち,正解した年は

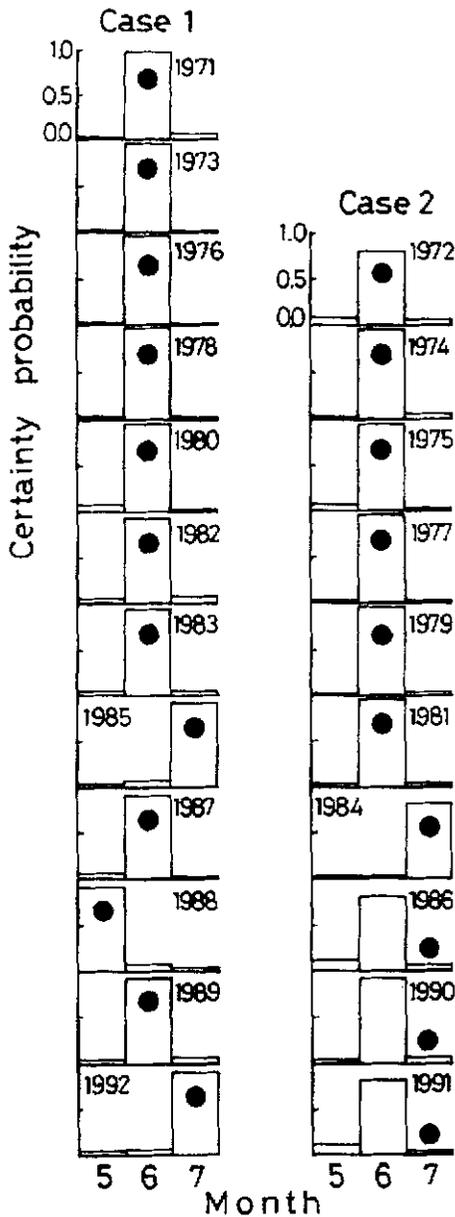


Fig. 6 Comparison between expected and recorded last fishing season of mackerel fishery by the trained neural networks for 5000 cycles of learning.

- (a) Case 1 where data of 1971, '73, '76, '78, '80, '82, '83, '85, '87, '88, '89, '92 were used for supervised learning.
- (b) Case 2 where data of another year except case 1 were not used for the learning.

わずか1984（昭和59）年のみで、他の年は6月の終漁と予測された。同じ7月が終漁の学習データの年ではよく教師値と一致していたが、検証データ年では一致しなかった。そこで、検証データの1984（昭和59）、1990（平成2）年を学習データに加えて、5000回の学習を行い、これらの学習結果を用いて検証データの1986（昭和61）、1991（平成3）年の出力値を求めたところ、これら兩年とも教師値と一致しなかった。

シナプス荷重 シナプス荷重はユニット間の結合の強さを示す。各学習回数における各中間ユニットと入力ユニットとの間のシナプス荷重値の分散をみると、第3、第5中間ユニットでその分散が学習回数の増加と共に大きくなり、次いで、第1、第2ユニットでやや大きく、この他のユニットではほとんど増加していない（図7）。これは、第3、第5ユニットと一部の入力ユニットとの結合が非常に強いことを示している。また、各出力ユニットと中間ユニットのシナプス荷重の絶対値をみると、出力第1ユニットでは中間ユニットの第1、第3、第5、第6ユニットで大きく、出力第2ユニットでは第1、第3、第5ユニットで大きい値を示した（図8）。このうち、各出力ユニットで共通に認められるユニットは、第1、第3、第5ユニットである。すなわち、入力データの情報はこの3つの中間ユニットに集約されるとみることができる。

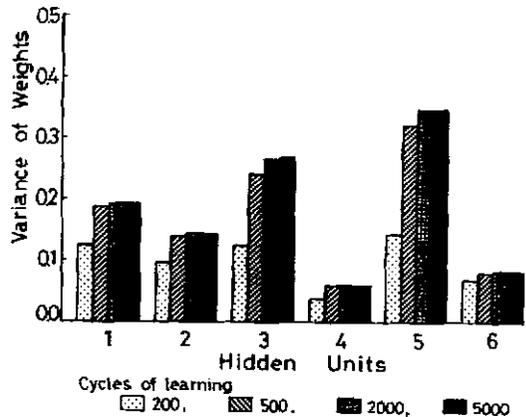


Fig. 7 Variances of the weight values of each hidden unit connected to every input unit for various cycles of learning.

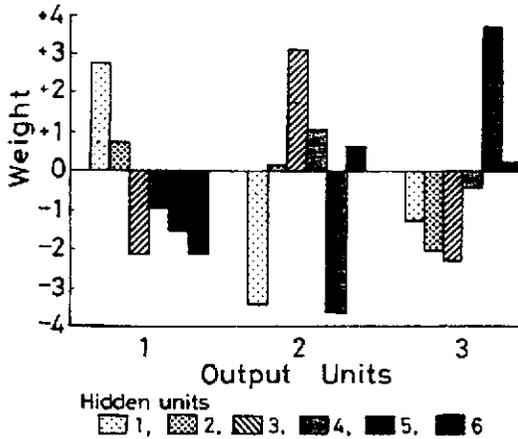


Fig. 8 The weight of the connection from each hidden unit to three output unit for 5000 cycles of learning.

そこで、学習回数5000回における中間ユニットの第1, 第3, 第5ユニットに関して、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段階のシナプス荷重(以下, 総合シナプス荷重という)の積を求めた。ここで、絶対値の大きいシナプス荷重を持つ入力ユニットはそれだけ重要な因子である。学習回数が増加してもシナプス荷重があまり変化しない第4, 第6ユニットでは絶対値で1以下であり, 多少変化がみられる第2ユニットでも最大値で2以下であった。このことを考慮すると, 絶対値が3以上の場合は結合(関係)が明らかに強いことを示していると考えられる。また, 正負の符号は正の関係か負の関係を示す。

5月の終漁期の出現確率を示す総合シナプス荷重は, 中間第5ユニット - 入力第5ユニット(大島定地水温平年差2月)で最大2.645で, 全体的に出力第2, 第3ユニットの総合シナプス荷重よりも小さい値を示した(図9)。

6月の終漁期の出現確率を示す出力第2ユニットの総合シナプス荷重は最大6.228で, 中間第5ユニット - 入力第5ユニット(大島定地水温平年差2月)で認められた。シナプス荷重が3以上の入力因子は, 2月の大島定地水温平年差, 2月中旬から3月上旬までの1夜1隻当たりの漁獲量(CPUE), 2, 3月の4歳魚の出現割合(年齢組成), 成熟初期並びに産卵前期の始まりの日であった。このうち, 大島定地水温平年差, CPUE, 産卵前期の始まり日は特に大きい値を示した(図10)。

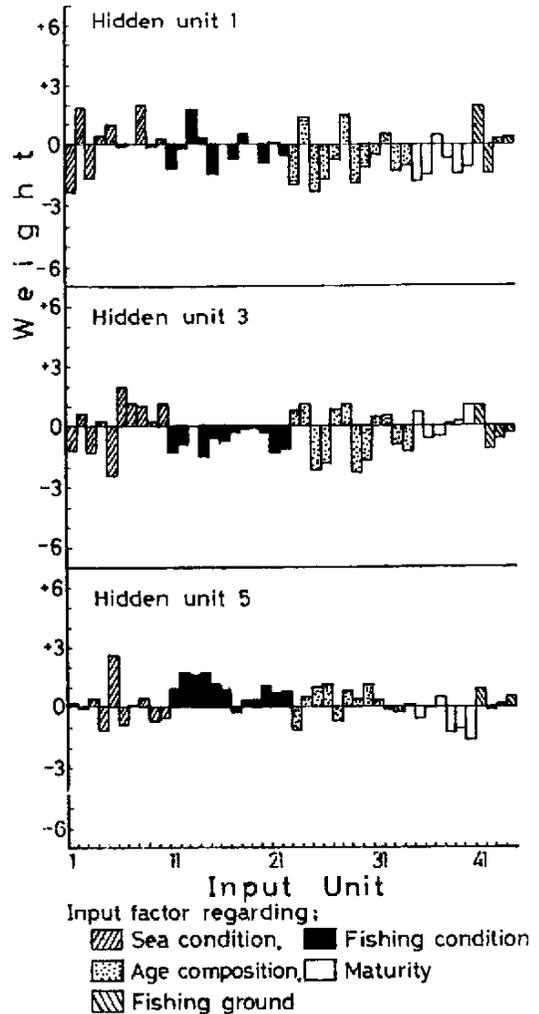


Fig. 9 The weight of the connection from each input unit to the hidden units 1 and 3 and 5 for 5000 cycles of learning in the output unit 1.

7月の終漁期の出現確率を示す出力第3ユニットの総合シナプス荷重は最大-6.315で, 出力第1, 第2ユニットと同じく中間第5ユニット - 入力第5ユニットで認められた。シナプス荷重が3以上の入力因子は, 2月の大島定地水温平年差, 2月中旬から3月上旬のCPUE, 成熟初期並びに産卵前期の始まりの日で, 年齢組成の入力

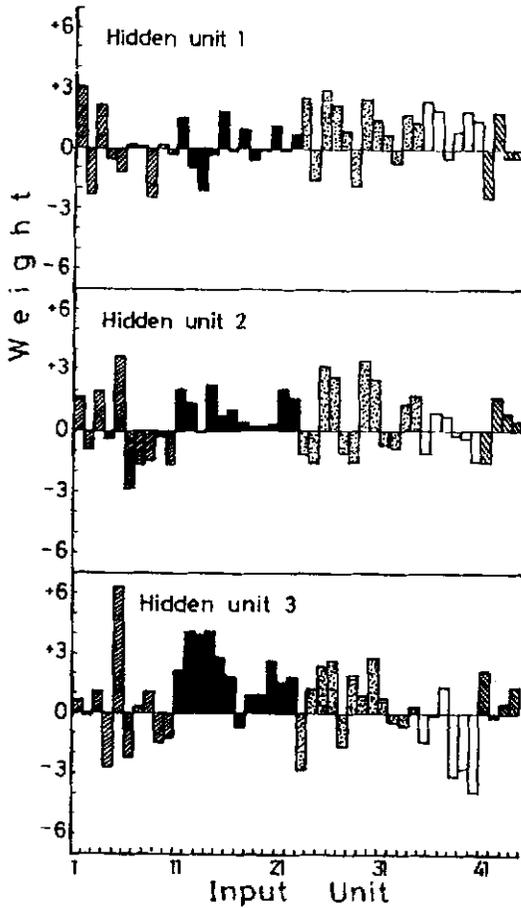


Fig.10 The weight of the connection from each input unit to the hidden units 1 and 3 and 5 for 5000 cycles of learning in the output unit 2. Refer to the legend in Fig.9 for full explanation.

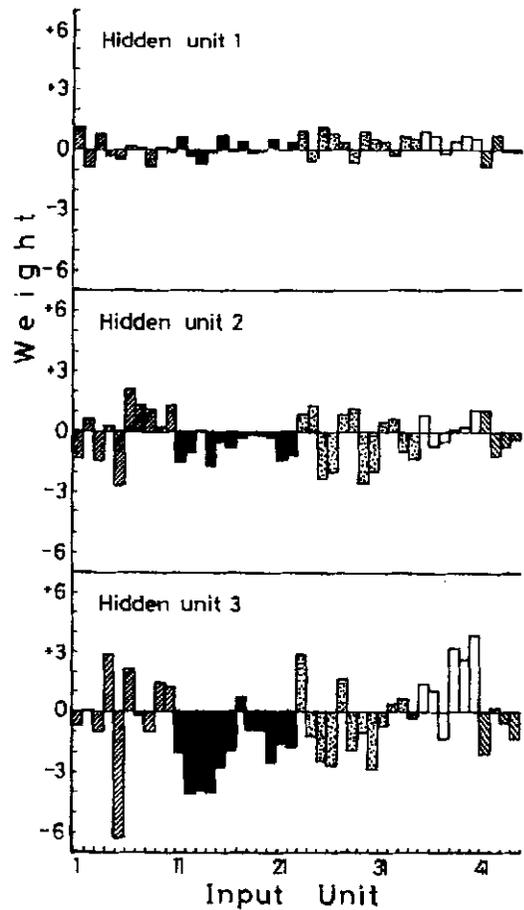


Fig.11 The weight of the connection from each input unit to the hidden units 1 and 3 and 5 for 5000 cycles of learning in the output unit 3. Refer to the legend in Fig.9 for full explanation.

因子のシナプス荷重は3未満の値であった。これらの主要な因子が互いに効果を増幅・抑制し合いながら終漁期の決定に影響を与えているが、3未満のシナプス荷重を持つ因子も終漁期の決定に小さな影響を与えている（図11）。

考 察

予測値と実績値 ニューラルネットでサバ終漁期の予測を試みたところ、学習データに用いた年の終漁期の予測値（出力値）と実績値とはよく一致したが、学習データに使用しなかった検証データでは一致する年と一致しない年が認められた。検証データの終漁期は6月と7月であるが、このうち、終漁期が6月の6年分では予測値と実績値がよく一致し、7月では正解が1年分（1984年）で他の3年分（1986、1990、1991年）は一致しなかった。

そこで、正解した1984（昭和59）年と不一致の1991（平成3）年とを総合シナプス荷重の高かった大島定地水温平年差、1夜1隻当たりの漁獲量（CPUE）、年齢組成、成熟初期並びに産卵前期の始まりの日の各項目で比較すると、大島定地水温の平年差では、前者の方が後者よりも低温年であり、CPUEでは前者の方が低い。2月の年齢組成では、1984年の2月はほとんど漁獲がなく、データはゼロとして入力された。成熟初期と産卵前期の始まりの日は、1984年ではそれぞれ26、66日（1月1日基準）、1991年ではそれぞれ0.45日、後者の方が成熟が早い。これらのことから、1984年と1991年とではサバ漁況や成熟状態で大きく異なっていることがわかる。1991年のこれらの項目は他の1986、1990年とほぼ類似していることから、ニューラルネットでは1991年のパターンを学習していないことになる。このため、1984、'90年の検証データを学習データに加えて学習させたところ、1986、'91年の検証データでも予測値と実績値が一致しなかった。このことから、検証データの不一致は、予測に要する適当な入力因子が少ないためか、または、学習データ量の不足が原因と考えられる。本報では、22年間のデータを使用した。情報の質・量は、1970年代よりも1980年代の方が多い。1980年代の入力項目、入力因子数を基準にすると、1970年代の資料を使用することができず学習データの年数が少なくなる。1970年代を基準とすると、本報で示したように、入力変数は少なくなる。いずれも一長一短が認められるが、経験年数の浅い研究者が予報を行う場合は、資料収集の不慣れなども考慮すると、後者の学習年数を多くしたニューラルネットで予報を行うと、入力変数を増加させるように調査を拡大することが望ましいと考えられる。

予測手法としてのニューラルネット 神奈川県水産試験場で2カ月毎に発行している漁況予報「いわし」は、主として相関法を用いて予測漁獲量を求めているが、この手法では来遊時期や主漁場を求めることができない。また、相関法による予測の根拠がすべての予報期間に設定されているのではなく、相関法の適用できない予報期間では類似法や論理法（土井1972）を用いて予測している。しかし、これらの手法は、熟練した予報担当者であればケース・バイ・ケースで利用することができるが、経験年数の少ない担当者であればこれらの利用は非常に困難であると考えられる。

ニューラルネットは、このような予報の作成上の問題を解決することができる。未経験の担当者は、まず最初に予報期間の予測量に関係があると思う入力項目を適当に選択することによって、予測量を求めることができ

る。ニューラルネットでは、システム内でどのような計算が行われているかは明確ではないが、シナプス荷重を調べることによって入力因子の重要度を知ることができる。このことは、未経験者にとって非常に重要なことである。予測の根拠を作り出すことは、求めるべき予測量がどのような要因と強くまたは弱く関係があるのかを解析していく作業の繰り返しであるが、要因間の組み合わせは非常に多く、これらの関係を容易に確定することはできない。本報で入力した要因は9項目で、入力因子は44個であったが、終漁期の決定に強く作用する要因は、海況、漁獲量、魚体の大きさ、成熟状態であった。サバの終漁期は、従来、水温の上昇、小型魚の多獲、生殖腺熟度指数の低下を目安として推定されたが、ニューラルネットでもほぼこれらの要因を重要であることを示している。また、従来の予測では、漁期間の全体的流れから担当者が経験的に判断していたのに対して、ニューラルネットでは、要因を構成する因子の重要度をシナプス荷重で確認することができる。本報では、海況要因の中では2月の大島定地水温平年差が最も重要な因子として位置づけられ、2月上旬から4月下旬までの漁況の中では2月中旬から3月上旬までの1夜1隻当たりの漁獲量（CPUE）が重要な因子であった。2～4月の各月間漁獲量の重要度は低かった。年齢組成では2、3月の4歳魚の出現割合が最も重要であり、生物要因の中では、成熟期間よりも成熟初期並びに産卵前期の始まりの日が重要であることを示した。これらの因子の重要性は、経験の長い研究者でも予測に容易に利用することができない。

6月の終漁期が6月であると決定するにあたり、なぜ2月の定地水温が最も重要となるのか。2月の水温が低くなると、漁獲が低下することが経験的に知られているので、2月中旬から3月上旬までの1夜1隻当たりの漁獲量も終漁期の決定に関係していることは理解できる。サバの成熟は3歳魚からで、伊豆諸島周辺海域では例年3歳魚が最も多く漁獲されるが、4歳魚の出現割合がなぜ重要か。これらは、今後解明しなければならない研究課題である。ニューラルネットの利用によって、未経験者でも予報の作成が可能となるばかりでなく、基本的な予測の論理を理解し、さらに予測の精度を向上させるように研究を発展させることができる。また、未経験者ばかりでなく現在の予報担当者にとっても、パソコンを活用した漁況予測のシステム化を図る上でエキスパートシステムと共に有力な手法であると考えられた。

謝 辞

本研究を進めるに当たり、東京大学海洋研究所青木一郎博士には種々ご助言ご指導を頂いた。神奈川県水産試験場高梨理恵子女史には資料の整理に多大なご労力を頂いた。ここに厚く感謝申し上げます。

文 献

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，日本水産学会誌，55，1777-1783。
青木一郎(1991)：水産資源とエキスパートシステム，水産資源管理談話会報，4，18-26。
青木一郎・三谷 勇(1991)：カタクチイワシ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。
青木一郎・小松輝久(1992)：ニューラルネットによるマイワシ未成魚漁獲量の予測，水産海洋研究，56，

113-120。

土井長之(1975)：水産資源力学入門，日本水産資源保護協会，東京，pp114。

土井長之(1965)：漁況予報の理論と方法，科学技術庁，1-157。

神奈川県水産試験場・千葉県水産試験場・東京都水産試験場大島分場・千葉県水産試験場(1987)：関東近海のマサバについて，一都三県サバ共同報告書，pp158。

神奈川県水産試験場・千葉県水産試験場・東京都水産試験場大島分場・千葉県水産試験場(1992)：関東近海のマサバについて，一都三県サバ共同報告書，pp110。

三谷 勇(1991)：イワシ類漁況予報の根拠と検証一，神水試研報，12，1-8。

宇佐見修造(1968)：サバの生態と資源，水産叢書，18，日本水産資源保護協会，東京，pp116。