

ニューラルネットを用いた東北海域に來遊するカツオ漁獲量の予測

二 平 章・小 沼 伊佐男・青 木 一 郎

Nuro-computing for Forecasting the Catch of Skipjack Tuna in the Northeastern Waters of Japan*¹Akira NIHIRA, Isao ONUMA and Ichiro AOKI*²

Abstract

Annual catches of skipjack tuna in the northeastern waters of Japan were forecast using the neural network systems which had sixteen units in the input layer, five units in the hidden layers and one unit in the output layer. The following factors were used as input units ; mean fork length and body weight in May, percent composition of C and D size group in the previous October, relative amount of eggs spawned by the 3, 4, 5, and 6-10 age groups as the biological input units and the northern position of the Kuroshio extension axis in latitude in May, the occurrence of the path type of the Kuroshio current from March to May and southern oscillation index (S.O.I) as oceanographic conditions. Catches in 1994-1996 were predicted from the network produced data from 1983 to 1993. They were under the intensive influence of the percent composition of the D size group, amount of eggs spawned by the 6-10 age groups, the northern position of the Kuroshio extension axis in latitude in May, the occurrence of the C path type of Kuroshio current and S.O.I. in the previous year.

Key words : Nuro-computing, Catch forecasting, Skipjack tuna, Kuroshio, El Niño

熱帯から亜熱帯海域で成育したカツオは成長に伴って北方に回遊し、5月頃には野島崎沖の黒潮前線南側海域に出現し、その後黒潮前線を越えて三陸沖まで北上し、11月頃まで漁獲対象となる。東北海域に來遊するカツオの主群は2才魚で年間漁獲量は2.7~10万トンと小刻みな変動を示す。この年間漁獲量の予測手法としては、これまで來遊初期の平均体長・肥満度を用いた単回帰法（二平ら1992, 二平・永沼1994）、重回帰モデル（二平・永沼, 1994, Sakuramoto et. al 1995, 二平1996）を用いた多変量解析手法がある。東北海域におけるカツオの漁獲量変動には多くの要因が関与していると考えられるが、その中には非線形を含んだり、相互に関係する要因もある。バックプロパゲーションによるニューラルネットワークはこのような場合でも精度の低下を引き起こすことなく多変量解析手法として使用することができる利点を持つ（青木・小松 1995）。そこで、ここではニューラルネットワークを用いたカツオ漁獲量の予測手法について検討した。

方 法

カツオの漁獲量を千葉県勝浦港から岩手県宮古港までの主要港における年間竿釣生鮮魚水揚量とし、説明変数として5月の平均体長・肥満度、前年10月のD・C体長群（図1）の出現割合、3, 4, 5才および6才以上魚の相対産卵量、5月の黒潮続流の北限緯度、3~5月の黒潮流路諸型の出現頻度、2年前および前年の南方振動指数を用いた（表1）。以上の項目について1975年から1996年のデータを使用した。ニューラルネットの構造は入力ユニット16、出力ユニット1、中間層はなるべく単純化させて1層とした。学習に用いない1994年から1996年の3ケ年を予測テスト年とし、様々な学習済みのネットワークによる計算を行い予測値を算出し実績値と比較検討した。

結 果

1994年から1996年の3年を予測年として中間層ユニット数と学習回数を変化させて、予測誤差を検討した。中間層ユニット数は1994, 1996年の予測では3, 4, 5個、1995年は5, 6個の時誤差は小さかった（図2）。

* 1 本報告の要旨は1997年度水産海洋学会研究発表大会（1997年9月）にて発表した。

* 2 東京大学大学院農学生命科学研究科

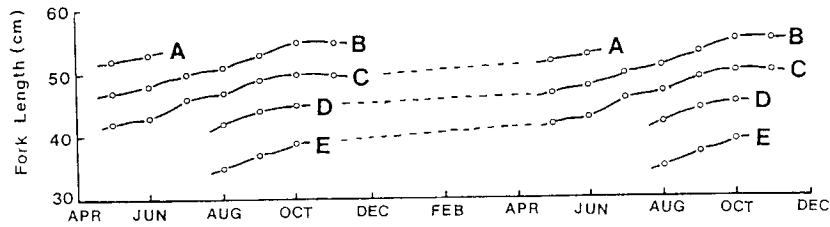


図1 東北海域に來遊するカツオの体長群 (二平, 1996)

表1 解析に用いた入力項目

1. 5月におけるカツオの平均体長 (FL5)
2. 5月におけるカツオの平均肥満度 (CF5)
3. 前年10月におけるD群の出現割合 (10DSG)
4. 前年10月におけるC群の出現割合 (10CSG)
5. 2年前の3才魚の相対産卵量 (E3)
6. 2年前の4才魚の相対産卵量 (E4)
7. 2年前の5才魚の相対産卵量 (E5)
8. 2年前の6~10才魚の相対産卵量合計 (E6-10)
9. 5月の黒潮続流北限緯度 (K5)
10. 3~5月の黒潮流路型の出現頻度 (KA, KB, KC, KD, KN)
11. 南方振動指数 (前年: S01-1, 2年前: S01-2)

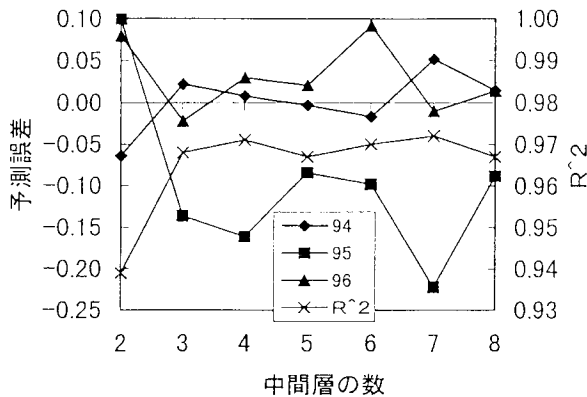


図2 中間ユニット数を変化させた場合の予測誤差の変化

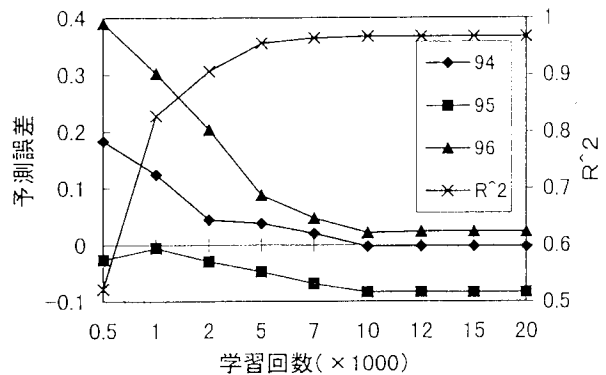


図3 学習回数を変化させた場合の予測誤差の変化

学習回数は500から20000回変化させて検討した。学習期間の計算値と観測値の一致の程度 (R^2) は学習回数の増加とともに高くなった。1994, 1996年の予測誤差は学習回数の増加とともに小さくなった。1995年の予測誤差は学習回数が1000の時もっとも小さく、学習回数の増加に伴いやや大きくなった (図3)。また、学習期間のサンプル数を4年から19年に変化させて3ケ年の予測誤差を検討した。サンプル数が11~13年の時に予測誤差は最も小さくなった (図4)。

この結果から中間層ユニット数を5、学習回数を10000回、1983年から1993年までの11年間を学習期間とし1994年から1996年の3年を予測年として計算を行った。

1983年から1993年までの11年間の学習期間の計算値と観測値は、その一致の程度を表す R^2 が0.967になり、比較的よく一致した。そこで、この期間の学習データを用いて1994, 1995, 1996年のカツオ漁獲量を予測した。結果は、予測誤差が1995年は8%とやや大きかったが、1994年は0.1%、1996年は3%と小さく、予測テストは良い結果を示した (図5)。ネットワークにおける出力項目に影響をおよぼす重要な入力項目は、シナプス荷重の分析によって知ることができる。出力ユニット (o) に対する入力項目 (i) の寄与度 (C_{io}) を

$$C_{io} = (1/n) \cdot \sum W_{ih} \cdot W_{ho}$$

(n: 中間ユニットの数, W_{ih} : 入力ユニット i と中間ユ

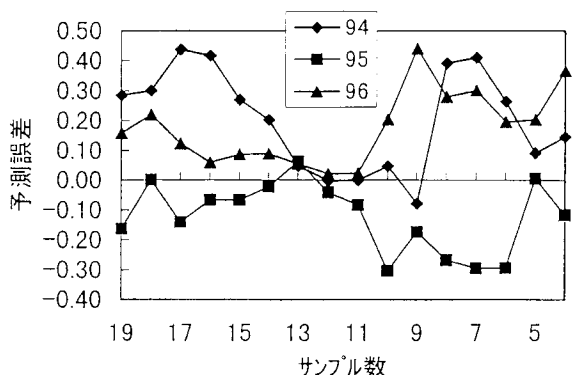


図4 学習期間のサンプル数を変化させた場合の予測誤差の変化

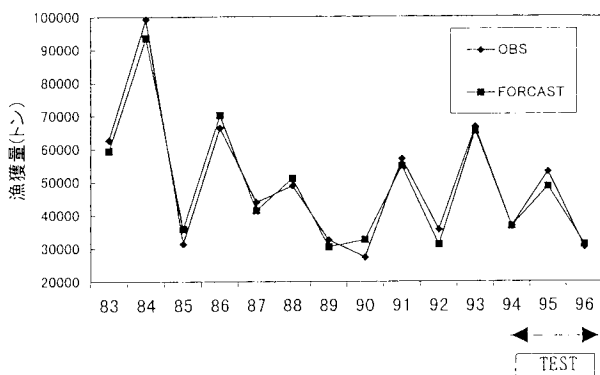


図5 カツオの漁獲量とニューラルネットワークの出力値の比較

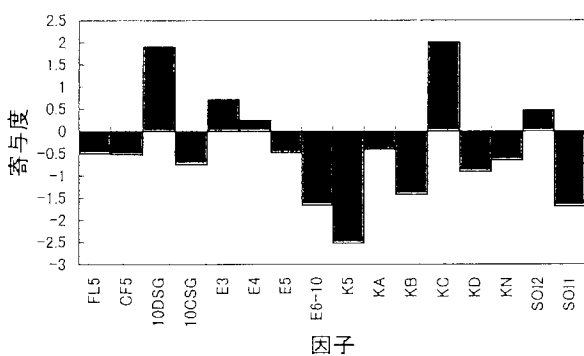


図6 カツオの漁獲量予測におけるニューラルネットワークの寄与度

ユニット h のシナプス荷重, W_{ho} : 中間ユニット h と出力ユニット o のシナプス荷重 (黄, 1997) として, 漁獲量に与える入力項目の影響度を調べた。漁獲量と正の関係が強い項目として前年10月のD群の出現割合 (10DSG), 2年前の3, 4才魚の相対産卵量 (E 3, E 4), 3~

5月における黒潮流路型のC型出現頻度 (KC), 2年前の南方振動指数 (SOI-2) があげられる。逆に5月の平均体長 (FL 5)・肥満度 (CF 5), 前年10月のC群の出現割合 (10CSG), 2年前の5才魚以上の相対産卵量 (E 5, E 6-10), 5月の黒潮続流前線緯度 (K 5), 黒潮流路型 A, B, D, N 型の出現頻度 (KA, KB, KD, KN), 1年前の南方振動指数 (SOI-1) は負の関係として影響する結果となった (図6)。

考 察

以上の結果は, ①D群は翌年に再度日本近海に來遊する, ②5月の平均体長・肥満度が大きい時はもともと來遊量が少ない上に, 黒潮続流の南側でのUターン型個体を増加させる, ③近年の日本近海への來遊量は若令産卵魚によって支えられているとする, これまでの知見 (二平, 1992, 1996) と矛盾しない。また, 黒潮流路型のC型出現頻度がカツオの漁獲量と正の関係が強い因子として作用することは, これまでも指摘されている (Sakuramoto et al, 1995)。しかし, なぜC型のとき漁獲量が向上のかについては, C型流路附近の漁場形成だけの問題ではないことから定かではない。5才魚以上の魚の産卵量が負の因子になることについては, 5才魚以上の成魚あるいは, 5才以上の魚の産卵に由来する稚幼魚による3, 4才魚産卵由来の稚魚に対する捕食効果 (共食効果) (飯塚, 1989) の可能性も考えられる。黒潮続流前線位置が低緯度ほど, また2年前の南方振動指数がプラス偏差, 1年前の南方振動指数がマイナス偏差のときに漁獲量は増加することになるが, このメカニズムについては今のところ不明である。

要 約

東北海域におけるカツオの漁獲量変動には多くの要因が関与していると考えられ, その中には非線形を含んだり, 相互に関係する要因もある。バックプロパゲーションによるニューラルネットワークはこのような場合でも精度の低下を引き起こすことなく多変量解析手法として使用することができる。そこで, ニューラルネットワークによるカツオ漁獲量の予測法について検討した。ニューラルネットの構造は入力ユニット16, 出力ユニット1, 中間層はなるべく単純化させて1層とした。学習に用いない1994年から1996年の3ヶ年を予測テスト年とし, 様々な学習済みのネットワークによる計算を行い予測値を算出し実績値と比較検討した。データ期間は1975年から1996年間とした。漁獲量と正の関係が強い項目として前年10月のD群の出現割合, 2年前の3, 4才魚の相対産卵量, 3~5月における黒潮流路型のC型出現頻度, 2年前の南方振動指数があげられる。逆に5月の平均体長・肥満度, 前年10月のC群の出現割合, 2年前の5才魚以上の相対産卵量, 5月の黒潮続流前線緯度, 黒潮流路型 A, B, D, N 型の出現頻度, 1年前の南方振動指数は負の関係として影響をおよぼす結果となった。

文 献

- 青木一郎・小松輝久 (1995) マイワシ資源変動解析へのニューラルネットワークの応用, 月刊海洋, 27 (7), 428-433.
- 黄 康錫 (1997) ニューラルネットワークを用いた相模湾定置網の漁海況予測手法の開発に関する研究, 東京大学農学部学位論文.
- 飯塚景記・浅野政宏・永沼 璋 (1989) 南方カツオの食性とカツオ幼魚の出現状況, 東北水研研報, 51, 107-116.
- 二平 章 (1996) 潮境域におけるカツオ回遊魚群の行動生態および生理に関する研究, 東北水研報告, 58, 137-233.
- 二平 章・永沼 璋・小沼伊佐男 (1992) 日本近海に來遊するカツオの資源生態学的研究, XVIII, 東北海域へ來遊する群の体長組成解析, 1992年度水産海洋学会研究発表大会講演要旨集, 62-63.
- 二平 章・永沼 璋 (1994) 重回帰モデルによる東北海域におけるカツオ漁獲量の予測手法の検討, 茨城水試研報, 32, 81-87.
- Sakuramoto K., A. Nihira and S. Ohnishi (1995) Factors of Catch Fluctuations of Skipjack Tuna in the Northeastern Waters of Japan and its Forecasting, Fisheries Science, 61 (6), 921-925.