

# ニューラルネットワークによる生態系環境評価システムの開発

松原 雄平\*・野田 英明\*\*

## 1. 緒 言

各種の海岸構造物を実海域に建設することによって、周辺の水産生物の生態系が少なからぬ影響を受けることは、これまでの多くの海域調査から指摘されているところである。しかし一般に環境変化に伴う個々の生物・植物種の生態系変化予測は、生物学や生態学あるいは海岸工学や水産工学等の複合的知見を必要とするため、今日においても不明の部分が多く残されたままである。中村(1992)は、こうした問題を解明する方法として環境要因評価法を提案している。この方法は、実水域から得られた環境調査結果をもとに帰納的に各環境因子の生態系への影響度を評価する手法である(岩瀬ら, 1993)。これは、従来の多変量解析と異なり、より柔軟な解析が可能となるが、一方で専門家の知見・判断を必要とし、また因子数が大量・多岐にわたる場合は迅速で正確な因子評価は困難になるという側面も有している。そこで本研究では、中村の方法にニューラルネットワークを導入することで生態系に対する環境因子の影響度ならびに因子間の相互の相関度を定量的客観的に評価する方法を提案するものである。

## 2. ニューラルネットワーク

ここに導入するニューラルネットワークは人間の脳の働きをコンピューター上で再現するものである。人間の脳は、図-1に示すようにニューロン(神経細胞)とニューロン間の信号を伝達するシナプス(神経繊維)の結合から成っている。シナプスは一つのニューロンに1万個近くあり、階層構造をなしているといわれ、この回路網を工学的にモデルにしたものがニューラルネットワークである。各ニューロンは互いに情報の受渡しをしながら影響を及ぼしあい同時に異なる作業、並列作業を行う。シナプスを介して伝達された信号は、そのニューロン自信の電位を上げて上昇させ、あるしきい値を超えたときにニューロンが信号を送り出すとともに自身の電位は下がる。新たに送り出された信号は、シナプス結合の重

みの差で信号の大小が制御され隣接するニューロンへ伝達される。こうしたニューラルネットワークをコンピューター上で再現することによって、(1) 合わせて多くのデータを取り込み、比較的短時間でネットワークを構築できること、(2) 定量的なデータのみならず曖昧性を伴うデータをも取り扱うことが可能であること、および(3) 自己組織化能力により、コンピューターに学習すべきデータを充分に与えてやれば良いなどの特徴を有する(白木, 1991)。

図-2は、上述のニューラルネットの数理モデルであって、入力層のニューロン*i*から中間層のニューロン*j*に複数のシナプスを経て伝播する信号電位が加算されて、しきい値を越えるようになると、ニューロンが興奮し次の中間層へ出力を生じる状況を示している。いま、中間層細胞の*i*ニューロンと*L-1*層の*j*ニューロン間のシナプス結合を $W_{ij}(L)$ とし、出力を $S_j$ とすると、*i*

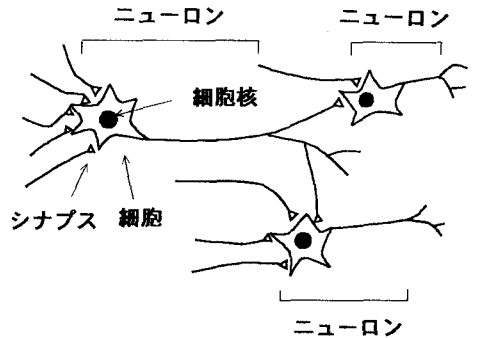
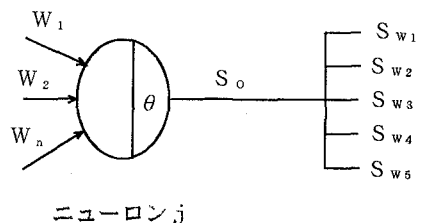


図-1 神経回路網



ニューロン j

図-2 ニューロンの数理モデル

\* 正会員 工博 鳥取大学助教授 工学部土木工学科

\*\* 正会員 工博 鳥取大学教授 工学部土木工学科

ニューロンの信号電位は

$$S_i(L) = f(\sum W_{ij}(L)X_j(L-1)) \dots \dots \dots (1)$$

と表される。ここに、 $S_i$ : 入力層からの出力信号、である。重み付けされた入力値の和 $X$ は、シナプス結合の重み  $W_{ij}$  を乗じて、さらに応答関数  $S_0$  による処理ののち、出力される。この応答関数としては、現在、広範に使用されているシグモイド関数

$$S_0 = 1 / (1 + \exp(-(X-h)/T)) \dots \dots \dots (2)$$

を採用した(甘利, 1993)。ここに  $S_0$ : 中間層ニューロンからの出力信号、 $\theta$ : しきい値、 $T$ : 傾き係数、 $X$ : 入力された全ての信号の和である。この関数は、図-3 に示すように、ある入力に対し 0、1 に飽和し非線形の出力特性を持つ関数で、係数  $T$  を変化させることにより、関数の曲率が変わるため、その与え方次第で、ニューラルネットが最適解を探索する度合を大きくしたり、ゆっくりと最適解に接近するような特性をあたえることができる。したがってシステム構築の時間を考慮して  $T$  を設定しなくてはならない。ニューラルネットワークの構築には階層型ネットワークを使用した。このネットワークは、ニューロンを層状に配置し、下層から上層にのみ一方に情報の受渡しを行うものである。同一層内のニューロン間での結合や中間層を飛び越して上の層へ結合するこ

とはない。図-4 に階層型ネットワークの概要を示す。

### 3. ニューラルネットワークの構築

#### (1) 教師データ

ニューラルネットワークにより環境要因評価システムを構築するには、ネットワークの入力データとしての環境調査データと、それに基づいて適正に評価された結果を格納する出力データセットが必要となる。これらのデータは、学習のための入力データであるため、教師データと呼ばれる。本解析での教師データには、全国沿岸漁業振興開発協会によって行われた宮城県沿岸部の漁場調査データを用いた(全国沿岸漁業振興開発協会, 1991)。この調査データは、岸から離岸 200 m までの間を、幅 2 m でライン調査を行った結果であり、アワビ、ウニ類の分布密度および各種海藻類の繁茂状況などに関する生物環境データと、海底特性(水深、起伏、基質および転石など)を調べた物理環境データとから成っている。解析に使用した調査データは、全部で 51 ラインであり、45 ラインのデータを学習用データとし、残りの 6 ラインのデータをニューラルネットワークの検証用データとした。上記の 45 ラインの環境データを説明変数とし、アワビ類の生息個体数データを目的変数として、ニューラルネットに入力し学習させ、アワビ類の生息地としての好適度を推定する評価システムの構築を目標とした。学習は、入力された現地の生態環境および物理環境データに対して、推定されるアワビ生息数(好適度)と実際のアワビの生息数を参照し、その結果に基づき重みを調整して再び好適度の推定へとフィードバックされるルーチンの繰り返しである。こうした学習と修正を繰り返しつつ、次第に各シナプスの重み調整を最適なものへ導いて最終的なニューラルネットの構築に至る。

図-5 は、学習回数と誤差の関係を示す一例としてネットワークモデル 9 の結果を示したものである。学習回数が 1000 回以上から学習回数の増大とともに誤差が急

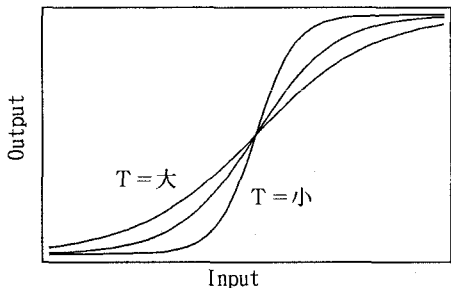


図-3 シグモイド関数

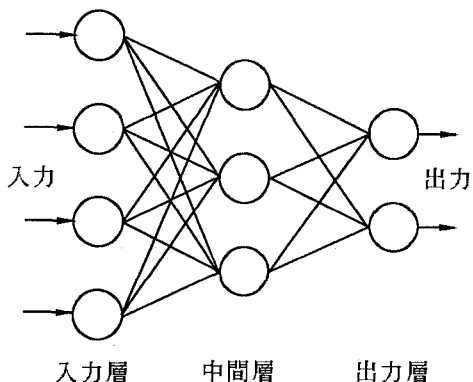


図-4 階層型ニューラルネットワーク

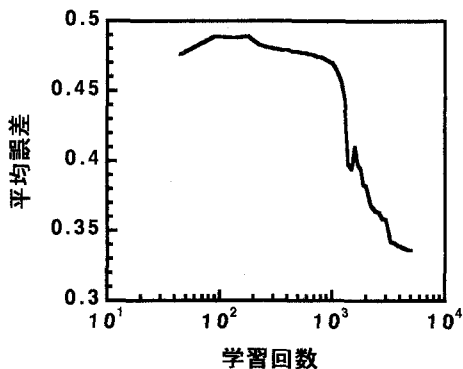


図-5 学習回数と平均誤差の変化

表-1 環境因子データ

| No. | 地点<br>番号 | エゾアワビの<br>固体数 |    | 離岸<br>距離 | 海域<br>類型 | 平均<br>水深 | 勾配    | 転石<br>の<br>状態 | 砂地<br>からの<br>距離 | 好きな<br>海藻の<br>有無 | 嫌いな<br>海藻の<br>有無 | 海藻境界線<br>からの<br>距離 |
|-----|----------|---------------|----|----------|----------|----------|-------|---------------|-----------------|------------------|------------------|--------------------|
|     |          | 固体数           | 階級 |          |          |          |       |               |                 |                  |                  |                    |
| 1   | 12       | 26            | A  | 15       | A        | 6.1      | 0.62  | B             | —               | A                | A                | 14                 |
| 2   | 25       | 21            | A  | 5        | A        | 1.4      | 0.28  | B             | —               | A                | A                | 163                |
| 3   | 12       | 20            | A  | 35       | A        | 15.6     | 0.16  | B             | —               | A                | A                | 6                  |
| 4   | 25       | 18            | A  | 155      | A        | 4.6      | 0.19  | B             | —               | A                | A                | 14                 |
| 5   | 26       | 17            | A  | 15       | A        | 10.3     | 0.02  | B             | —               | A                | A                | 15                 |
| 6   | 5        | 16            | A  | 45       | A        | 4.6      | 0.14  | B             | —               | B                | A                | 44                 |
| 7   | 37       | 16            | A  | 185      | B        | 5.8      | 0.04  | B             | —               | C                | B                | -17                |
| 8   | 37       | 15            | A  | 145      | B        | 4.3      | 0.05  | B             | 33              | A                | A                | 23                 |
| 9   | 37       | 15            | A  | 195      | B        | 5.9      | 0.02  | B             | 83              | C                | B                | -27                |
| 10  | 5        | 13            | A  | 135      | A        | 5.1      | 0.16  | B             | —               | C                | B                | -46                |
| 11  | 25       | 13            | A  | 85       | A        | 3.7      | 0.17  | B             | —               | A                | A                | 84                 |
| 12  | 26       | 13            | A  | 5        | A        | 5.0      | 0.90  | B             | —               | A                | A                | 25                 |
| 13  | 18       | 11            | A  | 105      | B        | 3.8      | -0.07 | B             | —               | A                | A                | 85                 |
| 14  | 5        | 10            | A  | 125      | A        | 6.8      | -0.02 | B             | —               | C                | B                | -36                |
| 15  | 12       | 10            | A  | 5        | A        | 1.5      | 0.28  | B             | —               | A                | A                | 24                 |
| 16  | 1        | 2             | B  | 115      | B        | 7.5      | 0.08  | B             | 45              | C                | B                | -68                |
| 17  | 6        | 2             | B  | 15       | A        | 4.1      | 0.22  | C             | —               | B                | A                | 33                 |
| 18  | 7        | 2             | B  | 95       | A        | 7.2      | 0.08  | B             | —               | C                | B                | -26                |
| 19  | 8        | 2             | B  | 175      | A        | 15.5     | 0.10  | C             | —               | C                | B                | -147               |
| 20  | 11       | 2             | B  | 105      | A        | 12.1     | 0.08  | B             | —               | C                | B                | -57                |
| 21  | 26       | 2             | B  | 35       | A        | 11.6     | 0.08  | C             | —               | B                | A                | -5                 |
| 22  | 30       | 2             | B  | 55       | B        | 2.5      | 0.04  | C             | 0               | B                | A                | -33                |
| 23  | 41       | 2             | B  | 95       | B        | 6.9      | 0.08  | B             | 73              | C                | C                | 13                 |
| 24  | 3        | 1             | B  | 15       | B        | 7.2      | 0.36  | B             | —               | C                | B                | -3                 |
| 25  | 23       | 1             | B  | 75       | A        | 7.0      | 0.00  | C             | —               | A                | A                | 73                 |
| 26  | 32       | 1             | B  | 65       | B        | 2.6      | 0.08  | B             | —               | A                | A                | 64                 |
| 27  | 35       | 1             | B  | 125      | B        | 6.0      | 0.00  | B             | —               | C                | B                | -17                |
| 28  | 43       | 1             | B  | 5        | B        | 1.1      | 0.22  | B             | —               | B                | A                | 101                |
| 29  | 45       | 1             | B  | 65       | B        | 4.0      | 0.03  | B             | 7               | C                | C                | 22                 |
| 30  | 48       | 1             | B  | 85       | B        | 12.0     | 0.00  | C             | 0               | C                | B                | -38                |
| 31  | 2        | 0             | C  | 75       | B        | 15.5     | 0.10  | C             | —               | A                | C                | 45                 |
| 32  | 4        | 0             | C  | 5        | A        | 2.6      | 0.52  | C             | —               | A                | C                | 63                 |
| 33  | 6        | 0             | C  | 125      | A        | 17.8     | 0.30  | A             | —               | C                | C                | 77                 |
| 34  | 8        | 0             | C  | 115      | B        | 11.8     | 0.12  | C             | —               | A                | A                | 87                 |
| 35  | 14       | 0             | C  | 135      | C        | 12.8     | 0.00  | C             | —               | C                | A                | 46                 |
| 36  | 16       | 0             | C  | 145      | B        | 16.4     | 0.24  | C             | —               | A                | C                | 77                 |
| 37  | 18       | 0             | C  | 75       | B        | 4.8      | 0.00  | C             | —               | C                | C                | 115                |
| 38  | 22       | 0             | C  | 135      | B        | 6.8      | 0.12  | C             | —               | A                | B                | -6                 |
| 39  | 1        | 0             | C  | 165      | B        | 12.2     | 0.18  | C             | 0               | C                | B                | -116               |
| 40  | 10       | 0             | C  | 115      | A        | 9.5      | 0.11  | B             | —               | B                | C                | -9                 |
| 41  | 15       | 0             | C  | 65       | A        | 10.9     | 0.00  | C             | 0               | B                | C                | -37                |
| 42  | 20       | 0             | C  | 155      | B        | 7.5      | 0.01  | C             | —               | B                | C                | -26                |
| 43  | 30       | 0             | C  | 115      | C        | 2.4      | -0.10 | C             | 0               | B                | C                | -33                |
| 44  | 35       | 0             | C  | 175      | B        | 7.2      | 0.06  | B             | —               | B                | C                | -67                |
| 45  | 40       | 0             | C  | 55       | B        | 9.2      | 0.07  | B             | 5               | C                | C                | -5                 |

速に減少している。しかし学習回数が3000回を越えると、誤差の低減率は低くなり、ほぼ収束に近づきつつあることがわかる。誤差が学習を繰り返す度に低下するのは、シナプス結合の調整が行われるからであるが、シナプス結合の重みの調整法としては、現在最も一般的に使用されているバックプロパゲーション法を使用した(小山内, 1991)。これは、教師情報と出力情報との誤差に基づきシナプス結合を徐々に変更し、誤差が十分に小さくなるまで反復を繰り返すもので確率的降下法と呼ばれる最小値探索法で誤差の低減がはかられている。正解値で

ある教師データと出力値との誤差は、出力層の結果と教師データとの差の2乗平均で求めた。これは、出力層の細胞数を $n$ とし、出力細胞の出力を $y_i$ 、教師データ $t_i$ とすれば、

$$\text{二乗平均誤差} = (\sum (y_i - t_i)^2 / n)^{1/2}$$

となる。本研究では、規定の学習回数に達した段階でネットワークが完成されたものとして学習を終了させた。

## (2) ネットワークの検証

表-1は、ネットワークの構築に使用した環境因子の数値ならびに評価ランクを示したものである。表中の各

数値は、各ライン調査結果から直接読み取った値であり、AからCのランクで示されているものについては、岩瀬ら(1991)を参照した結果である。すなわち、海域類型ランクA、BおよびCは、それぞれ外海、外海と内海の中間および内海を示し、転石の状況についてはランクAが岩、Bが転石が密ならびにCは転石なしを示す。また好きな海草の有無については、Aがコンブ類、Bが紅藻類、Cがフクリンアミジ、海草無しを示し、一方、嫌いな海草の有無については、Aが有用海草、Bが海草無し、Cがフクリンアミジを示している。また、砂地からの距離の項で、無記入は砂地が存在しないことを示している。

#### 4. 評価結果および考察

以上述べてきた方法で、実際のシステムを構築する際にもっとも重要なことは、検証用の環境データに対して、正しくアワビの生息環境レベルを評価できるかという点と、かつ、それが定量的に行えるかという点である。そこで、まず教師データをもとに、平均誤差を低減させつつ繰り返して調整を終えたネットワークに対して、検証用物理環境データを入力し、ニューラルネットの出力値(生息個体数)と実際の好適度ランク(個体数)とを比較し、ネットワークの推定精度の検証を行った。まず表-1の環境因子データを用いてネットワークを構築する前に、岩瀬らと同様に全ての環境因子をAからCの3段階にランキングした環境因子データでニューラルネットを構築し生息環境評価を行った。その結果、ネットワークの推定した環境評価の正解率は、33%から50%にとどまった。必ずしも正解率が高くないのは、各環境因子をAからCの3ランクに選定することによって、本来ばらつきを持った数値として与えるべき環境因子データを過度に単純化することによるものと考えられる。そこで表-1の環境因子データのうち、数値に置き換えられない海域特性や転石の有無などのデータを除いて、すべて数値データのままネットワークに教師データとして入力しネットワークを構築した。階層型ネットワークを構築する方法として、入出力層を含めて3層(中間層1層)および4層(中間層2層)のネットワークを与えた。また、学習回数を5000回として推定精度を調べた。第2層ならびに第3層の中間層は、一般に隠れ層と呼ばれるもので、これらの層でシナプス結合ならびに入力値の変換が行われ、出力層へ信号が伝達される。

表-2は、中間層数ならびに細胞数が、推定精度や収束にどのような影響を及ぼし正解率を変えるかを示したものである。小山内(1991)は、中間層数ならびに細胞数が多くなれば誤差は小さくなるものの、一般化の能力は低下することを報告している。これより、階層数を3層と4層に対して、中間細胞も40~5の範囲で変化させて

表-2 種々の階層型ネットワークモデルと推定結果

(データ数45, 学習回数5000, 認識データ数6)

| モデル No. | 層数 | 細胞数       | 誤差    | 収束 | 正解率  |
|---------|----|-----------|-------|----|------|
| 3       | 3  | 9-40-3    | 0.132 | △  | 33.3 |
| 4       | 3  | 9-20-3    | 0.112 | △  | 33.3 |
| 5       | 3  | 9-10-3    | 0.132 | △  | 33.3 |
| 6       | 3  | 9-5-3     | 0.179 | △  | 66.7 |
| 7       | 4  | 9-40-40-3 | 0.174 | △  | 50   |
| 8       | 4  | 9-20-20-3 | 0.208 | △  | 50   |
| 9       | 4  | 9-10-10-3 | 0.336 | ○  | 100  |
| 10      | 4  | 9-5-5-3   | 0.348 | ○  | 33.3 |

表-3 生息環境の推定結果(モデル9)

| モデル No. | あわび9    |        |        |        |
|---------|---------|--------|--------|--------|
|         | データ No. | 101    | 102    | 105    |
| A ランク   | 0.4872  | 0.4873 | 0.1487 | 0.0002 |
| B ランク   | 0.4555  | 0.4556 | 0.3059 | 0.0513 |
| C ランク   | 0.1019  | 0.1018 | 0.3538 | 0.9960 |

いる。ニューラルネットの推定精度を検証したところ、階層数が3層の場合は、誤差の収束も悪くネットワークの正解率が33%~66%程度となることがわかる。とくに3層モデルは、中間細胞数が40から10まで変化しても、正解率に大きな変化はないが、中間細胞数が5のときだけに認識率が67%に向上している。しかし、一方、4層モデルでは、4ケースの検証データに対して、50%から100%まで向上することが認められる。とくに中間層2層でユニット数を各層10とした場合が最も精度が良く、中間ユニット数ならびに細胞数が予測精度に大きく寄与している。また、この結果から中間層の細胞数は、多ければ良いと言うものではなく、むしろ簡単なネットワークで充分学習させれば認識率が向上するといえよう。

表-3は、様々なネットワークのなかでも、最も認識率の高かったネットワーク9の認識結果であり、データラインナンバー101, 102, 105および106のアワビの生息場としての評価を示している。これより、ライン101および102は、いずれもAランクとBランクとがほぼ同程度の認識率で、どちらも判定しがたい結果を出力している。またライン106の結果をみると、明らかにCランクと推定しており、認識度が高い。以上のように、ニューラルネットワークによる環境評価結果は定量的表現がなされるため、アワビやウニなどの漁場造成などにも利用可能であると考えられる。

## 5. 結 語

この研究では、ニューラルネットワークを導入して、環境要因評価手法の開発を試みた。本論文では特に教師データを用いた生息環境レベルの推定とその検証に主眼をおいて検討したが、本手法の導入によってこれまでは、人力で行わねばならなかった作業に、ニューラルネットワークを構築することで、客観的で、かつ定量的な生息環境の評価が可能となり、その有効性を確認した。今後、さらに詳細に評価結果と環境要因との解析を進めるとともに、生息環境に対する各因子の影響度や因子間の相関等を定量的、客観的に把握し、ニューラルネットワークによる環境要因評価法の確立を目指したい。

**謝辞：**本研究を遂行するにあたり、全国沿岸漁業振興開発協会には貴重な現地調査データを提供頂いた。ここに記して感謝の意を表す。またニューラルネットワーク

による処理については、白木渡鳥取大学助教授に有益な御助言を頂いた。ここに深甚の謝意を表す。

## 参 考 文 献

- 甘利俊一 (1993): ニューラルネットの新展開, サイエンス社, pp. 74-75.
- 岩瀬洋一郎, 沖 正和, 中村 充 (1993): 環境要因評価法を用いたアワビ・ウニの生息環境のケーススタディ, 平成5年度日本水産工学会学術講演会講演論文集, pp 9-12.
- 小山内幸治 (1991): ニューラルネットワークの経営分析システムの応用に関する研究, 秋田短期大学「論叢」第46・47号, pp. 49-60.
- 白木 渡, 松保重之, 高岡宣善 (1991): ニューラルネットワークによるアーチ橋の景観評価システム, 構造工学論文集, pp. 687-697.
- 全国沿岸漁業振興開発協会 (1991): 平成3年度特定地域沿岸漁場開発調査—宮城県北部地域調査報告書—, p. 164
- 中村 充 (1992): 日本における人工生息場技術の現状と将来, 水産生物生息場造成ならびに沿岸開発に関する日米シンポジウム講演集, pp. 7-11.