

ニューラルネットワークを利用した 環境評価モデルに関する研究

松原雄平*・野田英明*・時吉 学**

1. 緒 言

琵琶湖は、わが国最大の内陸水域であり、京阪神地区の住民あるいは地域産業の貴重な水源となっている。同時に古来から、フナ、モロコ等の淡水魚の優れた産卵・繁殖の場として内水面漁業の発達にも貢献してきた。これは、275億トンともいわれる膨大な貯水量の環境収容力に依るところが大きい、琵琶湖湖岸の自然形状の特性にも大きく依存していると考えられる。なかでも湖岸域のヨシ地帯は湖岸の自然を形作る重要な要素であり、また湖の生態系の中で大きい役割を果たしている（滋賀県、1978）。一般にヨシ地帯は、水域と陸域とが接する地帯に広く分布し、水生（抽水）型および陸生型が大規模に群生した区域をさす。ヨシ群落は、抽水による浄化機能や魚類の繁殖場あるいは景観など環境面上の優れた特性を有しており、滋賀県では積極的なヨシ地の造成・利用が進められてきた。また同県はヨシ地分布状況と物理的環境要因についての現地調査を行い、良好なヨシ地帯を創出するための必要条件を検討し報告している。こうした動植物と環境要因との因果関係を明らかにするためには、生態系構造を明らかにする必要があるが、水産工学や生物学など広範な学問分野の知見を必要とするため実用的環境評価手法の確立には多くの困難が指摘されている（岩瀬ら、1993）。これまで、環境評価については、中村が実測データに基づく実用的な評価手法として環境要因評価法を提案しヨシ地造成やアワビ漁場の造成方法等を検討する上で有効な方法であることを示している（中村、1991、1992）。また詳細な数学モデルを構築して環境要因の相互関係を推定する評価手法も提案されている。一方、著者らは、ニューラルネットワークを利用した環境要因評価手法を提案し、多くの要因が複雑に関連した環境の評価手法として極めて有効な方法であることを示した（松原、1994a、1994b）。ニューラルネットワークを利用した環境評価手法は、環境因子数に制限はなく、大量の環境因子データを対象に高速かつ定量的な評価作業

を行うものである（甘利、1993）。以下では、滋賀県が行った琵琶湖のヨシ地帯の既存の物理環境データを対象にしてニューラルネットワークによりヨシの生息地としての好適度を推定し、さらに環境要因の感度解析によって、各要因とヨシ生息条件との因果関係を明らかにしようとするものである。

2. ヨシ地ニューラルネットワーク

（1）ニューラルネットワークの概要

本研究で利用したニューラルネットワークは、現在、多くの分野で用いられている階層型ニューラルネットを使用した。図-1はその模式図を示したものである。ネットワークは、人間の神経細胞に相当する疑似ニューロン（図中丸印）とそれらを連結する軸索（シナプス：図中実線）とからなっており、認識される情報は、電気的信号として軸索を通じてニューロン間を伝播する。また学習による認識誤差評価にはバックプロパゲーション（誤差逆伝播）法を用いた。バックプロパゲーションではネットワークの予測結果（ネットワークの出力結果）と教師信号（調査データ）との誤差がネットワークを構成する全てのユニット及び結合から生じているとみなし、それぞれの重みを調整する（山内、1994）。すなわち結合を通じて前の層へ逆上って情報の重要度に応じて誤差を減少せしめ

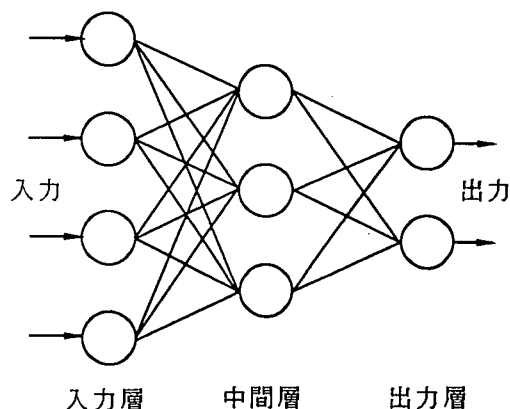


図-1 階層型ニューラルネットワーク

* 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
** 正会員 復建調査設計

るように重みを調整する方法である。したがって、適切に選定・観測された実測データがあれば、学習を繰り返すことによって、その認識度を向上させることが、ニューラルネットワークの大きな特徴でかつ特筆すべき点である。

(2) パターン認識のプロセス

いま、 i 番目の細胞層に伝達された刺激は中間層細胞にシナプス結合を乗じて伝えられ、中間層細胞ではそれらの刺激の線形和 X を次式のように求める。

$$X = S_1 W_1 + S_2 W_2 + \dots + S_n W_n \dots (1)$$

ここに、 S_i は刺激のパターン、 W_i はシナプス荷重である。一方、中間層細胞からの出力は、

$$S_{out} = 1 / (1 + \exp(-(\rho X - \theta))) \dots (2)$$

となる。ここに、 S_{out} は出力値、 ρ は特性関数傾き係数、 X は刺激の線形和、 θ はしきい値である。(2) 式で出力された値は更に次の層のニューロン細胞へ伝達され、これを繰り返すことによって最終的に出力層の細胞が興奮し、パターン認識が行われる。信号はシナプスにより重みをつけられるが、この重みがユニット間の結合の強さを表している。式(2)はシグモイド関数と呼ばれる S 字曲線であり、式中の ρ はネットワークの歪み度を表すものである。 ρ を大きくすると S 字曲線の歪みが大きくなり、ネットワークの特性を変えることができる。このためネットワークの構築の際には様々な ρ を変化させネットワークの認識特性を調べる必要がある。今回の学習プロセスでは、これらの係数とともに、次式の重み係数ならびにしきい値係数についても変化させてネットワークの特性を調べた。すなわち

$$W_{ji} = a W_{ji} + b \Delta W_{ji} \dots (3)$$

ここに a はシナプス荷重安定係数、 b はシナプス荷重学習係数である。またしきい値についても同様に c をしきい値安定係数、 d をしきい値学習係数として

$$\theta_j = c \theta_j + d \Delta \theta_j \dots (4)$$

として検討した。ただし a' を比例定数として

$$\Delta \theta_j = a' \Delta_j \dots (5)$$

である。

(3) 学習データ

ニューラルネットワークへの入力データには、滋賀県水産試験場によって行われた琵琶湖湖岸のヨシ地調査データを用いた。このデータは、図-2 に示すように、琵琶湖岸のヨシ地帯を 49 区域に分け、各々の区域でのヨシの生成状況(密生度、大きさおよび生成面積等)、地形(先端水深、水底勾配)、底質(砂、砂泥、泥の区分)、風(風向、発生日数、吹走距離)ならびに波浪(来襲波高、周期、碎波水深および波エネルギー)等の環境因子データから成っている。また各ヨシ地帯毎の生成状況が、その密生度や大きさから優良(A ランク)、良(B ランク)、

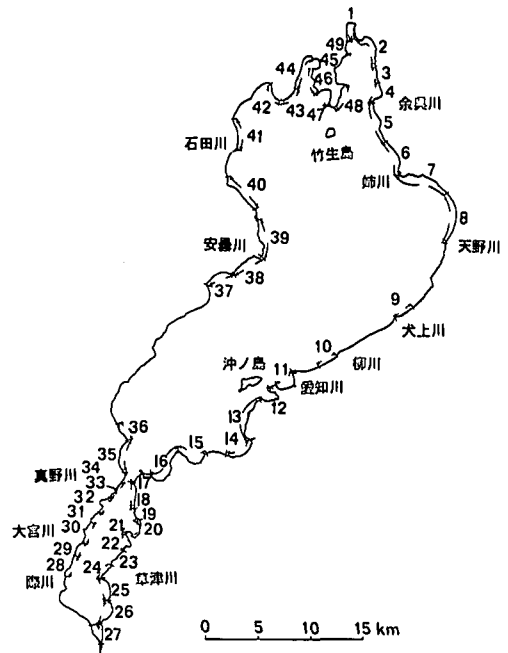


図-2 調査区分図

不良(C ランク)、極めて不良(D ランク)に判断された評価結果も含まれている。前述のように、学習で認識度を向上させるシステムであるから、出来る限り多くの教師データを使用してネットワークを構成した方が、より認識度の高い評価システムが出来上がることになる。しかし、今回の解析では、ヨシの生育場所として A および D ランクの評価が与えられ、かつ調査データが明示されている区域が、26 区域に限られていたため、この内 20 地域のデータを学習用教師データとし、残りの 6 区域のデータをネットワークの認識度の検証のためのデータとした。

以下では、20 例の教師データで学習し構築したネットワークが、未学習の 6 例のデータに対して正しく判断した割合を正解率と定義することにする。教師データについては、松原(1994a)に詳細に示されている実測データと同一のものである。階層型ネットワークの構造は、入出力層を含めて 3 層(中間層 1 層)、4 層(中間層 2 層)および 5 層(中間層 3 層)の 3 種類とした。

3. 結果の考察

(1) ネットワークの学習係数と認識結果の関係

a) 中間層数、細胞数について

表-1 はネットワークの中間層数、細胞数と認識結果との関係を 6 種類のネットワーク YA1~YA6 について誤差および正解率を示したものである。層数が 3 層、4 層の場合(YS1~YS6)はいずれも誤差は 0.001 と小さく

正解率も 100 % となった。収束までの学習回数は少ない順に YS4, YA5, YA6, YA1, YA2, YA3 となっており、ネットワークが複雑になるにつれ、収束が遅くなった。一方 5 層の場合 (YS7~YS9) はいずれも正解率は 0 % となった。以上のことから、一定の学習回数に対しては層数が 3 層、4 層では精度は良いが 5 層では極端に精度が落ちること、中間層および、細胞数が多いと収束に至るまでの学習回数が短くてすむことなどがわかる。また、5 層のネットワークの結果については、構造が複雑にため、5000 回の学習回数は十分ではないことが認識率の低さの原因と考えられる。

b) 学習パラメータの影響について

表-1 の正解率が 100 % となったネットワークの中で、複雑さが中程度の YS1 を用いて学習パラメータを変化させ、正解率に対する影響を調べた。表-2 は認識結果に対する学習パラメータの影響を見るために構築した 10 種のネットワーク YT1 から YTA の特性値と誤差および正解率を示したものである。正解率は YT2 と YT4 以外は 100 % のままで影響はみられなかった。収束に至るまでの学習回数は、YS1 よりも少いの YT2, YTA であり、回数が多いのが YT1, YT3, YT8, YT9 であっ

表-1 層数および細胞数と認識率の関係

モデル No.	層数	細胞数	データ数	学習回数	誤差	収束	正解率
YS1	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6
YS2	3	47-25-4	20	5000	0.001	○	6/6
YS3	3	47-10-4	20	5000	0.001	○	6/6
YS4	4	47-50-50-4	20	5000	0.001	○	6/6
YS5	4	47-25-25-4	20	5000	0.001	○	6/6
YS6	4	47-10-10-4	20	5000	0.001	○	6/6
YS7	5	47-50-50-50-4	20	5000	0.001	○	0/6
YS8	5	47-25-25-25-4	20	5000	0.866	○	0/6
YS9	5	47-10-10-10-4	20	5000	0.866	○	0/6

表-2 学習パラメータと認識率の関係

モデル No.	層数	細胞数	データ数	学習回数	誤差	収束	正解率	a	b	c	d	ρ
YT1	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.1	0.8	0.02	0.8	1.0
YT2	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	0/6	0.3	0.8	0.02	0.8	1.0
YT3	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.6	0.02	0.8	1.0
YT4	3	47-50-4	20	5000	0.229	○	0/6	0.2	1.0	0.02	0.8	1.0
YT5	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.01	0.8	1.0
YT6	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.03	0.8	1.0
YT7	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.6	1.0
YT8	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	1.0	1.0
YT9	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	0.8
YTA	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2

表-3 学習回数と認識率との関係

モデル No.	層数	細胞数	データ数	学習回数	誤差	収束	正解率	a	b	c	d	ρ
YK1	3	47-50-4	20	100	0.193	×	4/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK2	3	47-50-4	20	200	0.023	△	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK3	3	47-50-4	20	500	0.005	△	/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK4	3	47-50-4	20	1000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK5	3	47-50-4	20	2000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK6	3	47-50-4	20	5000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK7	3	47-50-4	20	10000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK8	3	47-50-4	20	20000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YK9	3	47-50-4	20	30000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2
YKA	3	47-50-4	20	50000	0.001	○	6/6	0.2	0.8	0.02	0.8	1.2

た。また、YS1 と同程度なのが YT4, YT5, YT6, YT7 である。ここで得られた結果からシナプス荷重安定係数 (a) を大きくし、シナプス荷重学習係数 (b) を小さくすると正解率が低下すること、シナプス荷重の安定係数 (a) を大きくし、特性関数傾き係数 (ρ) を大きくすると収束が早くなること、また、しきい値学習係数 (d) を大きくし、特性関数傾き係数 (ρ) を小さくすると収束が早くなることが明らかとなった。

c) 学習回数の影響について

表-2 の正解率が 100 % で収束の早かった YTA を用いて学習回数を変化させ、認識率との関係を調べた。表-3 は学習回数の影響をみるために構築した 10 種のネットワーク YK1~YKA の概要と誤差および正解率を示したものである。100~50000 回の間に 10 通りに学習回数を変化させ正解率を調べたところ、学習回数が 1000 回を超えるところから正解率は 100 % となり、100 % が最後の 50000 回まで続いた。一般に、学習を過剰に多く繰り返すと認識率が下がるといわれるが(過学習)、このネットワークの場合、50000 回程度では過学習の傾向は見られなかった。

4. 感度解析による要因分析と考察

以上の教師データによる学習さらにネットワークの認識結果と検証データとの比較から、ネットワークの十分な認識率が検証された。一旦ネットワークの認識率が保証されると、各要因とネットワークの出力に対する影響度すなわち、因果関係を以下に述べる感度解析で調べることができる。

表-3 の正解率が 100 % のネットワークのうち、学習回数が中程度の YK6 について感度解析を行った結果、出力としてのランク A および D に貢献度の強い要因として、生成帯勾配、前面勾配、底質、前線方向方位および発生日数の要因を抽出して感度解析を行った。これは、A ランクとなった区域の各要因データの平均値でその要因を代表させ、ある特定の要因のデータのみをその変

域の中で変化させてネットワークに認識させ、近似的にその要因と出力との関係を知ろうとするものである。

図-3はランク A と D に及ぼす生成帯勾配の影響を表したものである。図の縦軸は、他の要因を一定に保った状態で生成帯勾配のみを変化させたときのニューラルネットワークの出力値を示している。ここで特徴的なことは勾配が 1/35 付近でランク A とランク D の出力値が急変し逆転していることで、1/35 以上の生成帯勾配ではランク A から D になることである。すなわち、ニューラルネットワークは、ヨシ生成帯の限界勾配が 1/35 程度であることを示している。一方、生態学的にヨシの生成帯勾配として好ましいとされるのは 1/40 以下であることから、ニューラルネットワークは、ほぼ正しくそれらの関係を捉えていることになる。

同様に、図-4は前面勾配がヨシの生息地ランクに及ぼす影響を表したものである。これより前面勾配が 1/100 より大きくなるとランク D の出力値が大きくなり、勾配の増大とともにヨシの生息条件としては悪くなることがわかる。しかし勾配が 1/50 以下であればランクは A であり、限界勾配は 1/50 程度とわかる。

図-5は、ランク A と D におよぼす泥の影響を表したものである。ここで横軸は、底質の変化を示しており、

横軸が 1 であれば泥であることを示し、0 に近づくにつれて泥以外の底質となることを示している。これより、ランク A の出力値が横軸の増大とともに大きくなっていることがわかり、すなわちヨシの生息条件としては泥であればあるほど好ましいことを示している。一方、図-6は、礫と生息地ランクの出力値との関係を示したもので、底質が礫に近くなるにつれてランク D が卓越し、ランク A の出力値は急激に減少している。すなわち、ヨシにとっては礫は望ましくないことを示している。生態学的にヨシの底質との関係を調べると、泥、砂泥および砂が適しており、礫および石は不可とされている。したがって、この結果についてもニューラルネットワークの感度解析の結果は、生態学的知見と一致していることがわかる。同様の検討を前線方向方位ならびに波エネルギーについても行い、東南東ならびに西以外が好適条件となること、また波エネルギーについては影響なしとなった。

以上のニューラルネットワークの出力結果から明らかになったヨシの生息場としての好適環境条件をまとめ、中村 (1992) の環境要因評価法との比較を行った結果を表-4 に示す。

両解析法から抽出されるヨシ地好適因子を比べると、

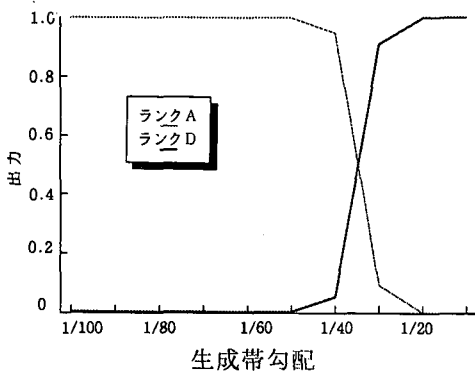


図-3 生成帯勾配とヨシ地ランクの関係

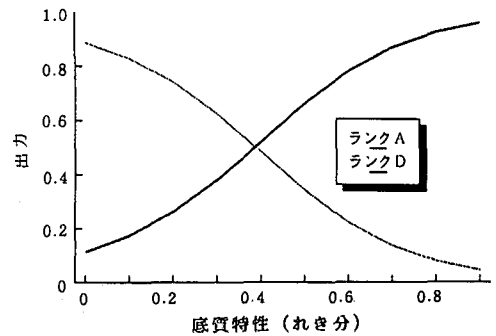


図-5 底質 (泥分) のヨシ地への影響

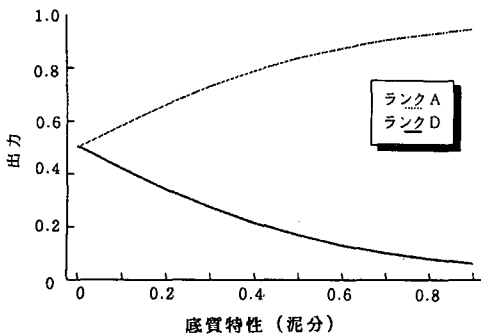


図-4 ヨシ地前面勾配とヨシ地ランクの関係

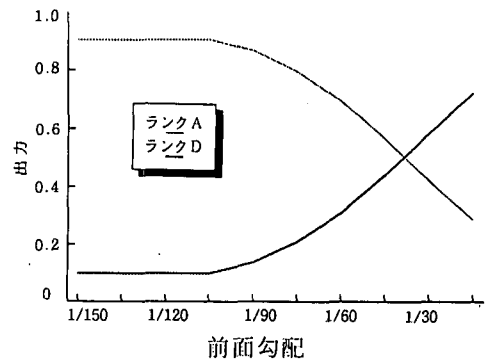


図-6 底質 (礫) とネットワークの出力との関係

表一4 感度解析結果と環境要因評価法から得られる良好なヨシ地生成条件の比較

感度解析環境要因	ニューラルネット	環境要因評価法
葦地生成帯勾配	1/40 以下	1/50 以下
葦地生成帯前面勾配	1/60 以下	1/50 以下
底質	泥(砂泥、礫は不適)	砂, 砂泥, 泥
前線方向方位	東関東, 西以外	不 明
風発生日数	3日以内	不 明
波エネルギー	影響なし	8(t・m/m/s)day 以下

ヨシ地生成帯勾配, ヨシ地生成帯前面勾配, 底質の各項目は, いずれの解析結果にも好適因子として入っている。特に, 生成帯勾配についてはニューラルネットワークによる結果が1/40であるのに対して環境要因評価法が1/50となっている。同様に, 生成帯前面勾配がニューラルネットワークの1/60に対して環境要因評価法では1/50と, 両者の結果はほぼ一致している。しかし底質特性についてはいづれの解析法でも泥分が好適であるとなったものの, ニューラルネットワークは砂, 砂泥分を不適合因子として認識し, 環境要因評価法の結果と異なることがわかった。逆にニューラルネットワークで好適因子となった前線方向方位および発生日数は環境要因評価法では主要な因子に入っていない。また, 波エネルギーについてはニューラルネットワークでは好適因子には入っていないが, 環境要因評価法では主要因子となっている。以上のことから, ニューラルネットワークによる認識結果は環境要因評価法といくつか相違する点もあるが, 今回の限られた学習データにもかかわらず, 環境要因評価法で抽出された好適条件をほぼ再現していると考えられる。今後, さらに学習データを増やし, 学習方法を改良して, ニューラルネットワークによる環境評価モデルの確立を進めてゆきたい。

5. 結 語

本研究では, 琵琶湖のヨシ地調査データを対象にニューラルネットワークを用いた環境評価モデルを提案した。適切な調査データをもとにネットワークを構築すれば, 認識率の高いモデルを得ることができる。また感度解析は, 環境因子と結果との因果関係を定量的に解明する上で極めて有力な方法であることがわかった。さらに, 多くの適用例のもとで評価モデルを検討する必要がある。最後に本研究を遂行するにあたり滋賀県農林水産部水産課より快く「琵琶湖の葦地などに関する調査検討結果報告書」を頂いた。ここに記して感謝の意を表す。また, この研究は, 文部省科学研究費一般研究(C)「ニューラルネットワークを利用した沿岸環境因子評価手法の確立に関する研究」によるものであることを付記する。

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.
- 滋賀県ヨシ地等保全造成検討委員会 (1978): 琵琶湖のヨシ地等に関する調査検討結果報告書, pp. 8-12.
- 中村 充 (1991): 水産土木学—生態系海洋環境エンジニアリング, 工業時事通信社出版, p. 561.
- 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.
- 松原雄平 (1994a): ニューラルネットワークを用いた環境要因評価法, 海洋開発論文集, 10巻, pp. 141-146.
- 松原雄平 (1994b): 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に関する研究, 海岸工学論文集, 第41巻, pp. 1136-1140.
- 山内幸治 (1994): 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45, 47号, pp. 49-60.