

ニューラルネットワークを用いた環境要因評価法

Evaluation System of Environmental Variables Using Neural Networks

松原雄平^{*}・野田英明^{**}

Yuhei.Matsubara and Hideaki.Noda

Abstract

An artificial neural network is applied to the environmental analysis by using field data obtained in Biwa lake. Twenty eight variables of on-site data are selected as a set of input vectors. Output vectors from the network are compared with the inspection data obtained from the observations. Finally a procedure of environmental analysis is proposed by a successfully learned neural network and shows remarkable effects on the evaluation of the environment variables.

Keywords:(Neural Network, Environmental Analysis, Reed Zone Protection)

1. はじめに

一般に実海域や湖沼における生物あるいは水性植物の生息環境は、数多くの環境因子で構成されている。棲息環境条件の変化は、ともすれば生物や植物の生存を左右するような致命的な外乱となる場合もある。例えば、わが国の湖沼における水質環境の実体をみると、1960年代からの産業排水、生活排水による水質汚染が進み、底質の汚濁、腐敗、透明度の減少、生物相の変化そして生物への重金属の蓄積が生じている。¹⁾しかし、こうした問題の支配的な要因となる多様な環境因子と水性動植物との関係を明らかにするには、水産工学、環境工学や生物学等の広範な学問分野の知見を必要とするため、未だ不明の部分が多く残されている。このような状況から近年、環境変化と生態系変化予測あるいは評価に関して、いくつかの研究が行われ始めている。^{2), 3)}

中村は琵琶湖の葦地造成のため、環境条件をどのように改善させるべきかという問題に対し、環境要因評価法を提案し、適切な葦地造成方法を選択する上で極めて有効な方法であることを示している。⁴⁾しかし、中村の方法は、目的量に対して各環境因子の貢献度を評価しなくてはならず、工学的あるいは生態学的知見の豊富な専門家の判断が必要と考えられる。また、環境因子数が大量かつ多岐にわたりような場合は、迅速かつ正確な因子評価作業は困難となるものと考えられる。本研究で提案するニューラルネットワークを利用した環境因子評価手法は、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。以下では、中村が採用した琵琶湖の環境因子データを使用して、ニューラルネットワークにより、葦の生息地としての好適度を推定しようとするものである。

2. 人間の脳とニューラルネットワーク

人間の脳は、図-1に示すように、ニューロン（神経細胞）とシナプス（神経繊維）とから組織されている。典型的なニューロンは細胞体、細胞核および軸索とからなっている。細胞体は神経細胞の支持機能と構造をあたえるもので、細胞核がその中心にある。また軸索はニューロンの出力機構として、シナプスを介して他の細胞へ信号を送る一方、樹状突起によって他の軸索からの信号は再びシナプスを介して受け取られる。⁵⁾ 脳内部の情報は、ニューロン上を伝播する電気的なインパルス

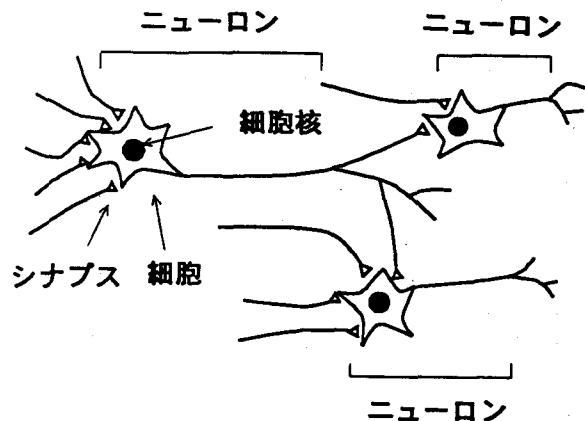


図-1 神経回路網

* 正会員 鳥取大学工学部土木工学科 (680 鳥取市湖山町南4丁目101)

の平均密度として表現され、一つの神経細胞の細胞膜上で多数の他の神経細胞からの信号が総合されることによって情報の処理が行われている。人間の脳内には、ニューロンとシナプスが数十億の単位で結合しているといわれ、その脳の働きをコンピュータ上で再現したものが人工ニューラルネットである。ニューラルネットの特徴としては(1)きわめ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)定量的なデータと定性的な情報や曖昧性を伴うデータが混在したデータセットを対象として、取り込みが可能であること、および(3)自己組織化能力により、コンピュータに学習すべきデータを充分に与えてやれば良いことなどが挙げられる。⁶⁾

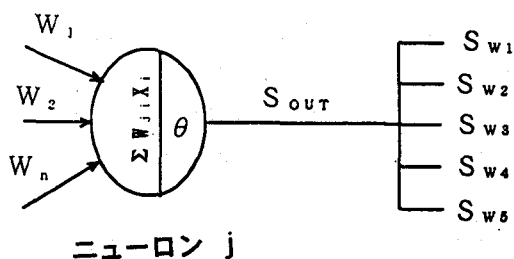


図-2 ニューラルネットモデル

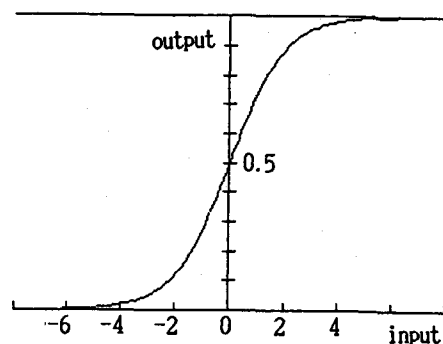


図-3 シグモイド関数 (T=1, θ=0.0)

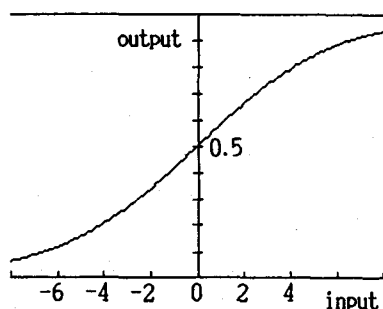


図-3 シグモイド関数 (T=2, θ=0.0)

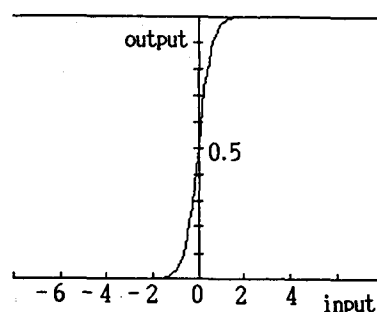


図-3 シグモイド関数 (T=0.3, θ=0.0)

本研究では、ニューラルネットワークの構築に学習信号のフィードバックの無い階層型ネットワークであるバックプロパゲーション法(BP法)を使用した。図-2は、ニューロンのユニットを示したもので、多数の他のニューロンからの重み付き総和、あるしきい値を越えた時にのみ一つの出力を出すというものである。さらに、その出力は、シナプスによって重み付けがなされ、他のニューロンへ伝達されることになる。この細胞間の信号の授受は、以下のシグモイド関数によって行われる。

$$S_o = 1 / (1 + \exp(-(X - \theta) / T)) \quad (1)$$

ここに、 S_o :出力信号、 θ :しきい値、 X :他ニューロンからの入力信号の総和、 T :傾き係数である。また、 θ および T は、式(1)の応答特性を支配するパラメータであり、この両者の値を変えることで、その特性を変化させることができる。図-4および5は、その一例であって、それぞれしきい値 θ および T を変えた場合の曲線である。図-4は、単調増加でしかも、0, 1で飽和するS字関数であり、一方、図-5は、不連続なステップ関数に近い特性を有する応答関数となっている。

3. ネットワークの構築

ニューラルネットワークへの入力データとしては、滋賀県水産試験場によって行われた琵琶湖湖岸の葭地調査データを用いた。⁷⁾ このデータは、図-6に示すように、湖岸の葭地帯を49区域に分け、各々の区域での葭の生成状況(密生度、大きさおよび生成面積)とその地点での地形(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エネルギー)等の物

理因子データと、各地点毎に葭の生息の良否が、その密生度や大きさから優良（A）、良（B）、普通（C）、不適（D）に判断された評価データとから成っている。^{7), 8)} 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、より精度の良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、葭の生育場所としてAおよびDランクの評価与えられて、かつ調査結果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区域のデータを検証のためのデータとし、ニューラルネットが判断した結果との比較に用いた。表-1に教師データとして使用した実測データを示す。図-7は、ここで採用した階層型ニューラルネットワークを示したもので、各層の丸印がニューロンならびにそれを連結する線がシナプス結合を示している。今回、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）、4層（中間層2層）および5層（中間層3層）のネットワークを与えた。

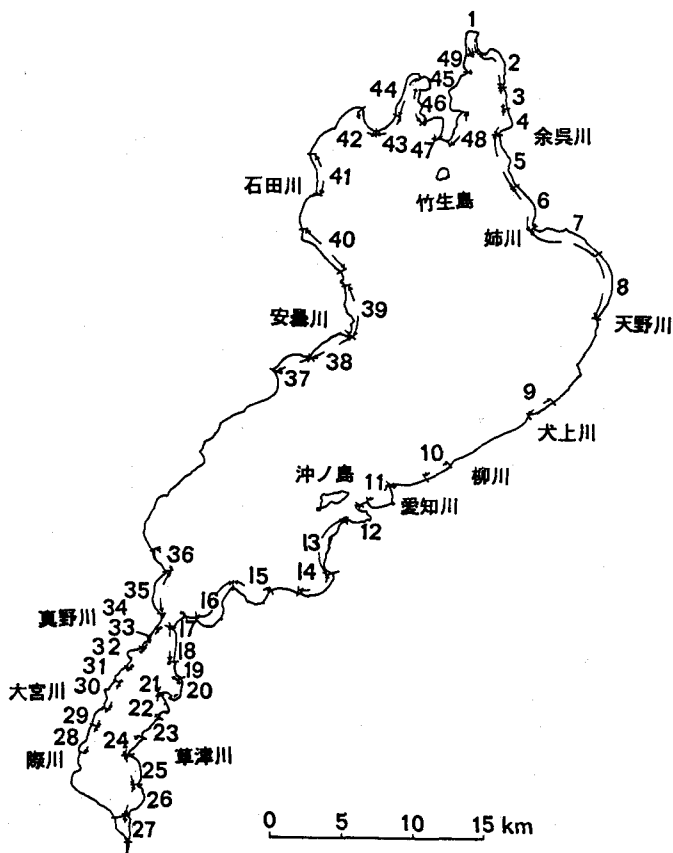


図-6 湖岸調査区分⁷⁾

システムの構築に当たっては、各調査地点が葭地として好適地か否かを推定する葭地生息場評価システムの構築を目指した。具体的には、まず、上記の20区域の環境データをニューラルネットに入力し学習させる。入力される環境因子は、表-1に示した28個の観測量である。ネットワークに、外部から初期値として環境データが入力されると、しきい値と重みの積の総和を求め、前出の応答関数による変換を受けて、次の層への出力値となる。こうして順次同様の操作を各層毎に行いながら、最終層の出力としてAからDまでの葭地生息場ランクを得る。

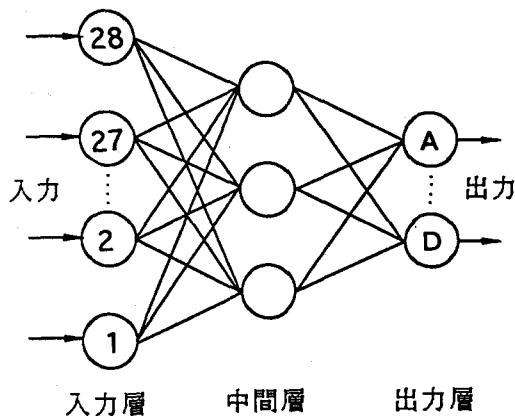


図-7 階層型ニューラルネットワーク

このニューラルネットの推定結果の出力ランクに対し、あらかじめ与えられた評価ランク（正解値）を参照し、その結果に基づき各重みを調整して、再度推定を行うルーチンの繰り返しとなる。学習を繰り返しつつ、最終的に推定誤差がある値より小さくなるとネットワークが完成されたことになる。このようにして構築されたネットワークの認識度を調べるために別途用意しておいた検証用データセットを入力し、ニューラルネットの出力値（AからDのランク）と実際の評価ランクとを比較し、推定精度の検証を行った。こうしたネットワークの推定

表-1 教師データとしての環境因子データ

No.	ラン ク	地形・底質				風				波					
		先端 水深 h(m)	勾配 生成 帯	前面	地先 底質	前線 法線 方位	左欄方 向風速 (m/s)	発生 日数 (日)	吹送 距離 F(km)	波高 H1/3 (m)	周期 T1/3 (sec)	沖波 波長 Lo(m)	砕波 水深 hb(m)	波エネルギー 風級別	合計
20	A	0.5	1/40	1/80	M	WNW	8.5 11.5 14.5	307 81 7	4.0	0.38 0.50 0.65	2.00 2.36 2.61	6.24 8.69 10.63	0.55 0.73 0.95	8.64 4.66 0.75	14.05
22	A	0.9	1/50	1/100	M	WNW	8.5 11.5 14.5	307 81 7	4.6	0.40 0.55 0.70	2.13 2.41 2.67	7.08 9.06 11.12	0.58 0.80 1.02	10.20 5.76 0.89	16.85
24	A	0.7	1/50	1/50	M, S	N W	8.5 11.5 14.5	507 133 13	3.6	0.35 0.45 0.60	1.97 2.25 2.48	6.05 7.90 9.59	0.51 0.66 0.88	11.93 5.91 1.13	18.97
25	A	1.0	1/50	1/100	S	WSW	8.5 11.5 14.5	36 5 0	5.6	0.37 0.60 0.75	2.22 2.53 2.82	7.69 9.99 12.41	0.55 0.88 1.10	1.07 0.44 0	1.51
26	A	1.0	1/50	1/80	S	WNW	8.5 11.5 14.5	307 81 7	5.6	0.37 0.60 0.75	2.22 2.53 2.82	7.69 9.99 12.41	0.55 0.88 1.10	9.10 7.19 1.08	17.37
35	A	1.3	1/50	1/50	S	ESE	8.5 11.5 14.5	30 9 1	5.0	0.42 0.56 0.73	2.15 2.45 2.72	7.21 9.36 11.54	0.62 0.82 1.07	1.11 0.67 0.14	1.92
2	D	0.5	1/10	1/10	St, G	W	8.5 11.5 14.5	89 32 2	2.8	0.33 0.45 0.57	1.83 2.09 2.32	5.22 6.81 8.40	0.43 0.58 0.74	1.73 1.32 0.15	3.197
3	D	0.5	1/10	1/10	St, G	WSW	8.5 11.5 14.5	36 5 0	3.8	0.38 0.48 0.63	2.00 2.27 2.50	5.63 8.04 9.75	0.49 0.62 0.81	1.01 0.25 0	1.26
4	D	0.5	1/10	1/10	G, M, S	WNW	8.5 11.5 14.5	307 81 7	4.6	0.40 0.55 0.70	2.13 2.41 2.67	7.08 9.06 11.12	0.51 0.71 0.90	10.20 5.76 0.89	16.85
8	D	0.5	1/10	1/50	S	W	8.5 11.5 14.5	89 32 2	19.2	0.69 0.98 1.32	3.03 3.51 3.95	14.32 19.22 24.34	1.02 1.44 1.93	12.52 10.52 1.34	24.38
12	D	1.0	1/10	1/10	S, St	N W	8.5 11.5 14.5	507 133 13	2.4	0.30 0.41 0.52	1.77 1.98 2.20	4.89 6.12 7.55	0.39 0.53 0.68	7.87 4.32 0.75	12.944
13	D	2.0	1/10	1/10	S	N W	8.5 11.5 14.5	507 133 13	12.0	0.59 0.81 1.07	2.71 3.13 3.47	11.46 15.28 18.78	0.83 1.14 1.50	46.62 26.63 5.03	78.28
15	D	0.7	1/20	1/100	S	N	8.5 11.5 14.5	287 68 6	14.6	0.63 0.88 1.08	2.84 3.30 3.70	12.58 16.99 21.36	0.93 1.28 1.59	31.54 16.94 2.52	51.0
16	D	1.0	1/20	1/60	S, G	N W	8.5 11.5 14.5	507 133 13	8.0	0.50 0.70 0.89	2.44 3.31 3.13	9.29 17.09 15.28	0.73 1.05 1.30	30.15 21.03 3.14	54.32
17	D	0.2	1/10	1/30	S	N W	8.5 11.5 14.5	507 133 13	2.4	0.30 0.41 0.52	1.77 1.98 2.20	4.89 6.12 7.55	0.43 0.59 0.75	7.87 4.32 0.75	12.94
18	D	0.5	1/30	1/30	S	W	8.5 11.5 14.5	89 32 13	2.4	0.30 0.41 0.52	1.77 1.98 2.20	4.89 6.12 7.55	0.43 0.59 0.75	1.38 1.04 0.75	3.17
29	D	1.0	1/20	1/50	S, M	ESE	8.5 11.5 14.5	30 9 1	3.6	0.35 0.45 0.60	1.97 2.25 2.48	6.05 7.90 9.59	0.51 0.66 0.88	0.71 0.40 0.09	1.197
39	D	0.5	1/20	1/60	G	ENE	8.5 11.5 14.5	0 1 1	18.6	0.68 0.97 1.32	3.00 3.50 3.93	14.04 19.11 24.09	1.01 1.42 1.93	0.00 0.32 0.67	0.99
42	D	0.5	1/10	1/10	G	WSW	8.5 11.5 14.5	36 5 0	4.0	0.38 0.50 0.65	2.00 2.36 2.61	6.24 8.69 10.63	0.49 0.64 0.83	1.01 0.29 0.00	1.30
43	D	0.5	1/10	1/10	G	S E	8.5 11.5 14.5	41 9 1	21.0	0.70 1.00 1.40	3.13 3.58 4.00	15.28 19.99 24.96	0.88 1.26 1.79	6.13 3.14 0.76	10.03

出力に影響を与えるパラメータは、各層でのシナプスの重みとしきい値となる。環境因子評価システムからの出力値（ランキング）は、事前に与えられている教師データとしてのランクと比較されるが、この誤差評価には、次式で示される平均自乗誤差を使用した。

$$E = (\sum (y_i - t_i) / n)^{1/2}$$

すなわち最終層の出力量と実測値（教師データ）との誤差を求め、その誤差を低減させるように重みの値を変えて再度計算を行うことになる。

4. 解析結果

表－2は、この解析で作成した9種のニューラルネットワークの特性、学習回数ならびに正解率を示したものである。この表から、ニューラルネットの階層数、ならびに細胞数（ニューロンのユニット数）を変えることで認識率（推定精度）が異なることがわかる。とくに階層数が3層ないし4層の場合は、推定結果の的中率が33%～50%程度と必ずしも高い結果を得ることができなかった。しかし5層モデルでは、6ケースの検証データに対して、認識率が50%から100%まで向上することがわかった。とくに中間層3層でユニット数を各層5とした場合は100%の結果となった。ここでは学習回数を5000回で終了させた結果のみを示したが、5層モデルの場合では、5000回の学習でも比較的誤差の収束性がよく、3500回から以降、誤差の値に大きな変化は見られなかった。また、表において5層モデルの結果をみると、中間層細胞数を25,15ならびに5と変化させた場合、必ずしも細胞数が多いほど認識率が上がるというものではなく、むしろ構造的に単純なネットワークが認識率を向上させる結果が得られた。

表－2 解析結果と認識率

試行NO	層数	細胞数	誤差	収束	正解率
3	3	28-25-4	0.030	△	33.3
4	3	28-15-4	0.034	△	33.3
5	3	28- 5-4	0.030	△	33.3
6	4	28-25-25-4	0.027	△	33.3
7	4	28-15-15-4	0.039	△	33.3
8	4	28- 5- 5-4	0.054	○	0
9	5	28-25-25-25-4	0.049	○	66.7
10	5	28-15-15-15-4	0.057	○	100
11	5	28- 5- 5- 5-4	0.054	○	100

農地調査1（データ数23、学習回数5000、認識データ数3）

5. おわりに

適切な現地の調査データをもとに、ニューラルネットワークを利用して、環境因子評価システムを構築できることが明らかになった。この方法は、十分な調査データがあれば、その環境因子入力数をとくに制限することもなく、また数値量でもないデータも取り扱うことが出来る。その最大の特徴として、環境因子の貢献度あるいは最終的な評価が定量的に与えられるところにある。従って、水域環境の改変を行う際に、最適な手法を客観的尺度にもとづいて選択できるところにある。今後、ここで提案した手法で構成したニューラルネットワークの認識率を高めるとともに、各因子間の相互の関連度を調べる感度解析手法も導入して、この解析法の有用性ならびに適用性を検討する予定である。

この研究を遂行するにあたって、鳥取大学工学部白木渡助教授には、ニューラルネットワークの利用に関して貴重な御助言を賜った。記して謝意を表する。また、滋賀県農林水産部水産課には、琵琶湖の葎地保全事業関連の貴重な現地調査資料を提供いただいた。ここに深甚なる謝意を表するものである。

参考文献

- 1) 湖沼の損傷と再生：沖野外輝夫，環境と公害，第23巻，第2号，pp.2-8，（1993）
- 2) 環境要因評価法を用いたアワビ・ウニの棲息環境のケーススタディ：岩瀬洋一朗、沖政和、中村充、平成5年度水産工学会学術講演会概要集、PP.9-10，（1993）
- 3) 日本における人工棲息場技術の現状と将来：中村充、水産生物棲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(1991)
- 4) 中村充：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，1991
- 5) 桂井 浩：ニューラルネットワークアーキテクチャ入門、森北出版、P255（1990）
- 6) ニューラルネットによるアーチ橋の景観評価システム：白木渡、松保重之、高岡宜善、構造工学論文集、PP.687-697、（1991）
- 7) 琵琶湖の葎地等に関する調査検討結果報告書、葎地等保全造成検討委員会、（1978）
- 8) 前出の 3)