

ニューラルネットワークによる河川景観の類型化の可能性について

中部電力株式会社 正会員 ○土山 茂希
中部電力株式会社 正会員 後藤 孝臣
中部電力株式会社 宮本 晋一

1. はじめに

本研究は、河川景観の観点から河川流量の最適景観流量を検討すべく、河川流量が河川景観に及ぼす影響を検討する手だてとしてニューラルネットワークによって学習・評価させる方法を試行し、河川景観に対する感覚的な評価を、ニューラルネットワークにより一般化して取り扱うことの可能性を探った。

2. 統計的手法による河川景観の類型化

表-1 に示す河川景観画像(河川の上下流方向の景観を撮影。サンプル数 120)のサンプルクラスター分析(表-2 参照)により 6 分類に大別した。

表-1 河川景観の評価媒体
(撮影画像)

レンズ	28mm
フィルム	35mm サイズのポジフィルム (ISO100)
画像	四つ切りサイズのプリント画

3. 河川景観の感覚的な評価

S D 法 (Semantic Differential 法) に基づき、河川景観画像から受ける感じを被験者に対するアンケート調査(7 段階の評価尺度)により把握した。

表-2 サンプルクラスター分析の概要

分析に用いた変数	画面全体を校正する 4 要素の面積比 (空、緑、河川水、構造物) 河床を構成する 4 要素のカテゴリデータ (岩床、大きな岩、礫、砂)
類似度の尺度	ユークリッド距離(合併後は重心法)

4. ニューラルネットワークの試行

4.1 試行環境と基本構造

階層型ニューラルネットワークを用いた。構築環境の概要等を表-3、表-4 に示す。

表-3 ニューラルネットワークの構築環境

ハードウェア	PC-9821 Bs (ハードディスク 500Mbyte、CPU:DX4)
ソフトウェア	MS-DOS Ver.5.0 Windows 3.1 MNF (Mken Neuro Fuzzy:市販ツール)

表-4 ニューラルネットの概要

学習回数	10000 回
中間層数	1
中間層のセル数	(試行により検討)

4.2 33 枚の河川景観画像全体に対する分析と結果

表-5 に入出力データの概要を示し、図-1 に構成図を例示する。ニューラルネットワークは、9 項目の出力データ(教師値)に対してそれぞれ作成した(9 種類のニューラルネットワークを作成)。

中間層のセル数は、セル数を変化させた場合の形容詞表 入力データ: 景観構成要素 (6 項目) の面積率 現に対する誤差二乗和の値の変化の様子から 10 とした。

9 項目それぞれについて学習を行ない、ニューラルネットワークの学習結果と重回帰分析結果との比較結果を表-

緑 空 河川域 河川水 河原 構造物
↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓

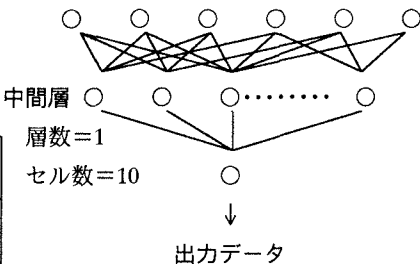


表-5 河川景観画像全体に対する
ニューラルネットワークの入出力データ

入力データ	河川景観構成要素(6 項目)の面積率 空、緑、河川域、河川水、河原、構造物
出力データ (教師値)	河川景観に対する形容詞表現(9 項目、7 段階 尺度) 好きな、美しい、快適な、調和している 動的な、変化に富んだ、明るい 開放的な、迫力のある

『例えば「好きな」 に対する評価値の平均』
図-1 33 枚の河川景観画像に対する
ニューラルネットワークの構成図

6に示す。9項目の何れにおいても重回帰分析結果よりニューラルネットワークの学習結果の誤差二乗和の値が小さい。

作成した9種類のニューラルネットワークを用いてその構造特性を分析するため、6種類の入力データがそれぞれ単位量(面積率1%)変動した場合に33枚の画像に対する出力値の変動を調べた結果、①河川水面積率が増加するとほとんどの画像で「迫力のある」に対する出力値は増加する。②河川域の面積率が増加するとほとんどの画像で「迫力のある」に対する出力値は減少する。③空面積率と構造物面積率が出力値の及ぼす影響度は他の入力項目に比べて大きい。

4.3 1枚毎の河川景観画像に対する分析と結果

河川景観構成要素(面積率)と景観評価値(形容詞表現)のそれぞれを入力データとした、河川景観の類型化を行なうニューラルネットワークを作成し、それぞれの場合の学習結果の誤差二乗和を検討する事によって類型化が良好に行われるか否かを検討した。

入力データ：景観構成要素(6項目)の面積率

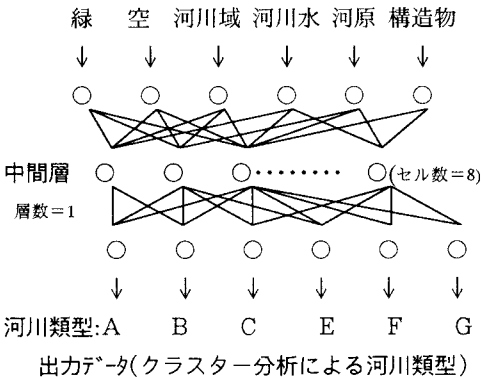


図-2 1枚毎の河川景観画像に対するニューラルネットワークの構成図(面積率)

入力データ：景観評価値(形容詞表現:9項目)

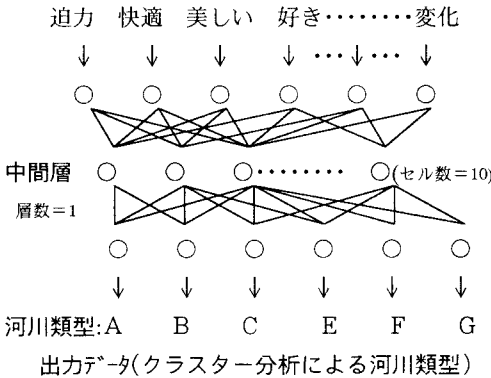


図-3 1枚毎の河川景観画像に対するニューラルネットワークの構成図(形容詞表現)

景観構成要素の面積率を入力データとした場合、中間層のセル数を順次増加させる事によって誤差二乗和は減少しセル数が8の時にほぼ0.002に収斂する事から、非常に良好な学習結果を示していると言える。また、この結果は出力値(教師値)に用いたクラスター分析による河川景観の類型化が景観構成要素の面積比の観点からは不整合が少ない事を示している。

被験者の感覚的な河川景観評価値(形容詞表現。7段階尺度)を入力データとした場合、中間層のセル数の増加によって誤差二乗和はセル数が10の時にほぼ0.33程度まで減少するものの、セル数が14以上となると増加に転じる。その理由はセル数の増加によっても学習結果の改善が見られない画像が存在するためである。景観評価値によるクラスター分析を行なった結果、33枚の画像の内3枚の画像については他の類型に属する画像との類似性の方が高く、またこの3枚の画像を除いて30枚の画像を用いた学習の結果の誤差二乗和は0.000703と非常に良好な値を示した。

5. 終わりに

河川景観を構成する各種の要素を基にクラスター分析結果から為された類型化は、景観構成要素の面積率と高い整合度で関係付けられる事がニューラルネットワークの試行により明らかになった。

適当な教師値をとることによりニューラルネットワークを用いて感覚的な景観評価値を算定する事が期待出来るとともに、ニューラルネットワークは統計手法による結果の確認への有用性も期待出来る。

表-6 誤差の比較

出力データ	誤差二乗和	
	ニューロ	重回帰
迫力のある	0.012	1.419
快適な	0.036	1.007
美しい	0.066	1.173
好きな	0.082	1.275
明るい	0.008	1.656
調和している	0.130	1.793
開放的な	0.063	0.644
動的な	0.120	1.229
変化に富んだ	0.073	1.320