

Ⅱ-349 ニューラルネットワークによる河川景観構成要素が景観評価に及ぼす影響検討

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
 ㈱構造計画研究所 正会員 ○ 林 保志
 ㈱構造計画研究所 山本 大輔

1. はじめに

本研究は、河川景観構成要素が景観評価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人間の感覚的な景観評価値を学習させた上で景観評価させる方法を試行し、河川景観に対する人間の感覚的な評価を評価者の個性の違いをも考慮して把握する事の可能性を探った。

2. 河川景観の感覚的な評価

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：28）を実験刺激とし、SD法（Semantic Differential法）に基づき、河川景観画像から受ける印象を被験者に対するアンケート調査（7段階の尺度評価）により把握した。

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(28 河川分)

3. ニューラルネットワークの試行

3. 1 試行環境と基本構造

本検討には、3層の階層型ニューラルネットワークを用いた。検討モデルの構成を図-1に、ニューラルネットワーク構築時の環境の概要を表-2に示す。

表-2 ニューラルネットワーク構築環境

ハードウェア	MICRON MILLENNIA (CPU:Pentium166MHz,メモリ:64MB)
ソフトウェア	OS:Windows95 MNF(Mken Neuro Fuzzy:市販ツール)

3. 2 ニューラルネットワークの試行

図-1の検討モデルにアンケート調査結果データを適用し、評価項目「単純な-複雑な」、「情緒のある-情緒のない」に対する評価値の推計を行う2モデルについてニューラルネットワークの学習、認識テストを行った。適用したアンケート調査結果データの概要を表-3に示す。

教師値に対する誤差の点から検討モデルに対する最適な中間層セル数及び最適学習回数の検討を行った。その結果より、選定された中間層セル数、学習回数を表-4に、構築されたモデルのうち、評価項目「単純な-複雑な」のモデルの学習結果グラフを図-2に示す。

学習結果及び認識テスト結果より、相関係数の観点からは、推計精度が悪いモデルの場合でも相関係数は0.9634と高精度な結果が得られている。

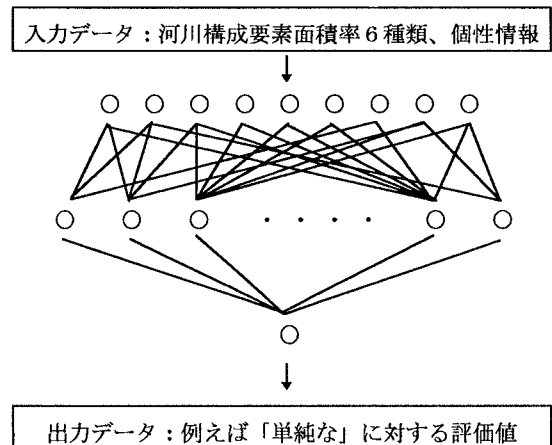


図-1 ニューラルネットワーク検討モデル

キーワード：河川景観、ニューラルネットワーク、感度分析

連絡先：〒459 名古屋市緑区大高町字北関山 20-1 TEL 052-624-9189 FAX 052-623-5117

これをニューラルネットワークの出力値の誤差についての評価とするためにニューラルネットワーク出力値をアンケート調査に用いた7段階尺度（-3～3）に変換を行いニューラルネットワークの正解についての検討を行った。検討結果を表-4に示す。

表-4より考察すると、構築を試みた2モデルのうち最も誤差の大きいモデルでも75%の予測精度を持ち、これから7段階評価尺度に換算すると前後1段階の誤差で予測する事が可能であると言える。

表-4 ニューラルネットワーク検討結果

モデル名	学習 データ数	認識テスト データ数	中間層 セル数	学習 回数	学習 平均誤差	学習 相関係数	認識テスト 平均誤差	認識テスト 相関係数	学習 正解率	認識テスト 正解率
model1	168	24	21	14000	0.0358642	0.9899	0.0457198	0.9723	0.875	0.875
model2	168	24	20	14000	0.0310287	0.9892	0.0474725	0.9634	0.845	0.750

4. 感度分析の実施

構築を試みた河川景観評価予測モデル（model1, model2）に対して感度分析を適用し、河川景観の構成要素面積率の違いにより河川景観に対する評価の変化の程度を見るために、河川幅等の変化により個性情報の違いが景観評価にどのような影響を与えるかを検討した。

model1を用いて河川の水の面積率を0.4%～18.1%まで変動させた場合の個性情報の違いによる河川景観評価「単純な～複雑な」の変動状況を検討した結果を図-3に例示する。図-3に示した検討対象河川は、各構成要素の比率が空：17.05%、人工物：5.88%、河：18.43%、樹林草地：58.46%、河の礫：11.91%、河の水：6.52%である。

図-3より全体的には河幅が増えるに連れて景観に対する印象が“単純”に近づく傾向が伺えるとともに、被験者の個性の違いにより評価結果が異なる程度を本研究で試みた手法を用いて定量的に把握する事が可能であると考えられる。

5. おわりに

ニューラルネットワークを適用し構築を試みた河川景観評価予測モデルにより、個性情報の違いによる景観評価の変動を検討することの可能性が明らかになった。

今後、新規データを適用する事により精度向上を図り実用性、普遍性を高める事も可能であると考えられる。

表-3 適用データ概要

入力データ	〇河川構成要素面積率(6種類) 空、人工物、河、樹林草地、河の礫、河の水 〇被験者の個性情報 性別、年代(20,30代)、関心度(有、普通)
出力データ (教師値)	「単純な～複雑な」(model1) 「情緒のある～情緒のない」(model2)

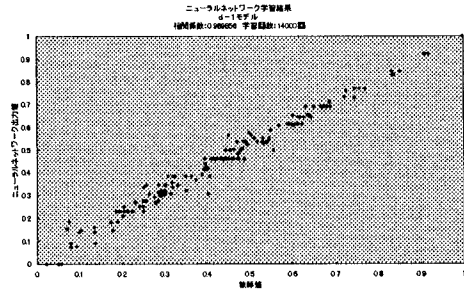


図-2 ニューラルネットワーク学習結果グラフ

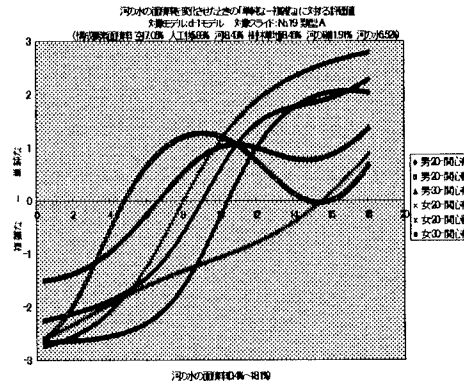


図-3 感度分析適用結果グラフ