

V-380

ニューロ化遺伝的アルゴリズムを用いた景観評価の逆解析に関する一考察

東日本旅客鉄道（株） 正会員 小松 伸也
 パシフィックコンサルタンツ（株） 正会員 松井 伸容
 芝浦工業大学 正会員 山本 一之
 日本セメント（株）中央研究所 正会員 岡本 享久

1. はじめに

土木計画において景観を配慮した設計をするために計量心理学的手法等による景観評価を行い、客観的価値観を反映した設計を行う試みがなされている。また評価対象に環境保全及び施工法等の面から注目されている「緑化されたコンクリート構造物」を評価対象の主対象とし、ニューラルネットワーク（以下ニューロ）を用いて景観構成要素を入力、評価因子得点を出力とした景観評価システムの提案も行われている。しかしながらこの手法は、人間が快適とイメージする評価対象の景観構成要素のパターン、すなわち景観案を提示することは困難である。

本研究では近年、情報処理や生物学等の分野において注目されている最適化或いは探索の一手法である遺伝的アルゴリズム（以下GA）にニューロを融合したニューロ化GAを用いて、イメージを十分に反映した景観構成要素を持った景観案を提示する景観評価の逆解析システムの構築を行う。

2. GAの概要

GAは複雑な生物の進化過程のうち、淘汰、交差及び突然変異をモデル化したもので広域探索を行うことのできる最適化手法である。基本的には対象となる事象（問題）をある環境（評価関数）の最適化問題に置き換え、環境に適応した個体（解）を残していく淘汰処理を繰り返して最適解を求めるものである。

3. ニューロ化GAシステム

3.1 システムの概要

ニューロ化GAとはGAの評価関数部分にニューロを取り組んだものを示す。ニューロ化GAの概念図を図1に示す。ニューロ化GAシステムを構築するにあたり、評価実験及び数量化理論によって景観構成要素の抽出、評価因子の抽出及び因子負荷量並びに因子得点の算出を行った。これらの情報を基に本システムは多点探索により最適解のみでなく、いくつかの準最適解も探索可能なGAの特徴を生かして幾つかの最適な景観構成要素（緑化面積率、構造形態及び植生等）を選定する。

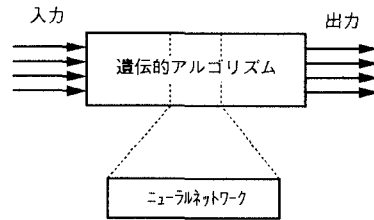


図1 ニューロ化GAの概念図

3.2 GA部分の設定

ニューロ化GAのGA部分は集団数5000、世代数30、突然変異率0.001、交差率0.1及び遺伝方法は2倍体有性遺伝を用いた。淘汰処理には初期収束を防ぐ方法としてモンテカルロ法を用いた。また遺伝子集団を主対象の景観構成要素の組み合わせとした。

3.3 ニューロ部分の設定

評価関数にはニューラルネットワークを用い、入力データには評価実験に用いた主対象の代替的材料として写真31枚に関する景観構成要素の組み合わせを入力層（20ユニット）、評価因子得点を出力層（3ユニット）、1中間層（20ユニット）の階層型ネットワークをBP法により学習を行い、学習結果得られた結合荷重を評価関数のニューロに取り込んだ（図2）。

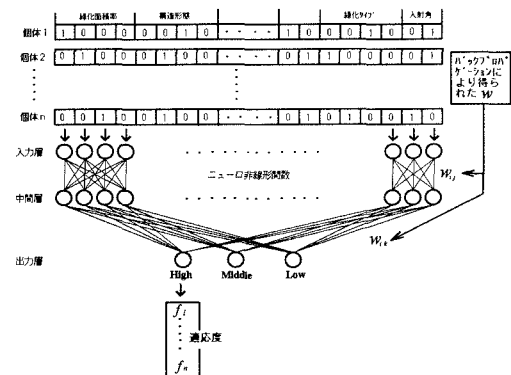


図2 評価関数部の概念図

学習データの入力方法として、排他論理に基づく入力を行った。その入力方法を表1

に示し、量的データに関しても排他論理に基づき入力を行った。

表1 入力層データ

構成要素	実際の表現	カテゴリー表現
緑化面積率	100~80 (%)	1 0 0 0 0
	80~60 (%)	0 1 0 0 0
	60~40 (%)	0 0 1 0 0
	40~20 (%)	0 0 0 1 0
	20~0 (%)	0 0 0 0 1
構造形態	ステップ型	1 0 0 0
	フリフレーション型	0 1 0 0
	ブロック型	0 0 1 0
	壁面型	0 0 0 1
植生	芝類	1 0 0 0 0
	牧草類	0 1 0 0 0
	低木類	0 0 1 0 0
	中木類	0 0 0 1 0
	ツタ類	0 0 0 0 1
緑化タイプ	修復緑化の芝草放置型	1 0 0 0
	修復緑化の特殊型	0 1 0 0
	修景緑化の芝草・地被維持型	0 0 1 0
	修景緑化の低木・花木維持型	0 0 0 1
入射角	正面	1 0
	斜め	0 1

そして教師データ（理想出力）は、評価因子得点が+1.0以上の場合を評価因子得点「高い」、-1.0以下の場合を評価因子得点「低い」、それ以外を評価因子得点「どちらでもない」のユニットと設定した（図3）。そしてシステムが、評価関数（ここではニューロ）を

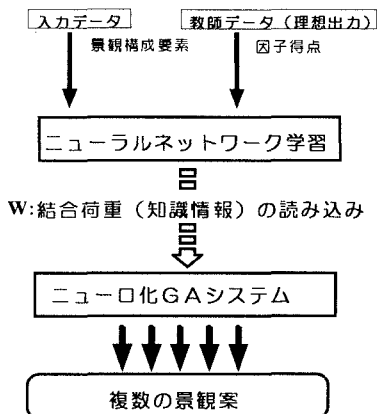


図3 ニューロ化GAシステム

通して得られる出力結果はニューロの結合荷重和であり、出力層ユニットのうち評価因子得点が「高い」を示すユニットの結果のみを適応度として用いた。

4. 解析結果

表2は第1から第3の3種類の評価因子得点のうち、第1評価因子得点が「高い」のユニットの適応度の高い景観構成要素の組み合わせ

をニューロ化GAシステムによる逆解析の結果抽出したものである。

この結果から第1評価因子の因子負荷量が高いイメージ評価項目（すがすがしい、開放感、きれい等）が総合的評価基準を示すこと、及び評価因子の説明力を示す第1評価因子の因子寄与率が60%強と高いことから十分人間の評価を反映した景観案の景観構成要素の組み合わせが抽出された。その中で景観構成要素のパターンとして、緑化面積率100~80%、緑化タイプは修景緑化を目的とした低木花木タイプ、植生は複数のものが多く抽出されていた。ここで、学習に用いた評価対象の代替的材料（写真35枚）に関しても同様の景観構成要素の組み合わせのものが多数みられた。

表2 逆解析により得られた景観構成要素

緑化面積率	構造形態	植生	緑化タイプ	入射角	適応度
10000	0001	11100	0001	10	997
10000	0001	10100	0001	10	996
10000	0001	11110	0001	10	995
10000	1000	11100	0001	10	995
10000	1000	11100	0001	01	994
10000	1000	11101	0001	10	993
10000	1000	11000	0001	10	993
10000	0001	01100	0001	01	992
10000	1000	11000	0001	01	989
10000	1000	01100	0001	01	989
10000	0001	11001	0001	01	988
10000	1000	11100	0010	01	984
10000	1000	01000	0001	10	979
00010	1000	11101	0001	10	976
10000	1000	11011	0001	10	972
10000	1000	10100	0100	10	972
10000	1000	11110	0010	01	960
10000	0010	11010	0001	01	931

5. まとめ

ニューロ化GAシステムを用いた景観評価の逆解析から、イメージ評価を十分反映したいくつかの景観構成要素のパターンをもつ景観案を抽出することが出来た。逆解析結果は、GAの多点探索という特徴が生かされた結果である。よって、実際の設計をする際にいくつかの景観案を提示することができ、設計者はその中から総合的に満足できる組み合わせを選択することができる。また、逆解析により景観構成要素と評価因子の関連性も検証することができた。

今後の課題として、さらにこれをシステムとして有効にするためには、量的構成要素を排他論理に基づく（1,0）のデータに変換せずそのまま入力できるようにうまくコーディングする手法や、計算時間を短縮するために集団数をもっと小さくしてもいくつかの景観案が提示できるようにシステムを改良する必要があると考えられる。