ニューラルネットワークによる風景の探査

Search Systems for Landscape by Neural Network.

市原恒一* 豊川勝生** 田中利美** 澤口勇雄**

Kouichi ICHIHARA Katsumi TOYOKAWA Toshimi TANAKA Isao SAWAGUCHI

摘要：森林公園や国立公園の選択に用いることができる風景の探査システムをニューラルネットワークにより構築した。はじめに、12枚の秋の森林風景写真について10対の形容詞対による景観評価試験を行った。つぎに、この結果を入力として、評価画像を教師データとした教師付き学習方式を遺伝的アルゴリズムにより構築した。また、教師データを風景の構成要素としたシステムも構築した。遺伝的アルゴリズムを用いた場合、探査に各種の制約条件を付けることができること、およびネットワークの構造も同時に決定することができるため、正解率が72%以上となり、正解率が高いシステムを構築することができた。

1. はじめに

近年、アウトドアライフを楽しむため森林公園や国立公園を利用する人が増加している。一般に、公園の施設や風景の案内などにはパンフレットが使われている。公園を利用する人はそれを見て、訪れる公園を決定すると考えられる。すなわち、公園側の一方的な説明を基に、利用者自身により決定が行われている。しかし、公園の内容および利用者の趣向は多種多様であるため、パンフレットですべてを説明することには限界があると考えられる。

筆者らは、多様な公園利用者の増加に対応するため、来訪する公園の決定支援システムの構築を行っている。すなわち、利用者の公園に対する趣向を入力することにより、多くの公園の中から要求に合致した公園を紹介するシステムについて検討している。旅行案内所やビジターセンターにおいて、本システムを設置すれば、より配慮が行き届いた公園の選択が可能になると考えられる。

本報告では、上記システムの1部分である風景の探査システムをニューラルネットワークにより構築した。この探査システムは風景に対するイメージから風景または風景の構成要素を探査するものである。

通常、教師付きニューラルネットワークはバックプロパゲーションにより構築される¹⁾。本研究では、ネットワークのウェイトの決定と同時にネットワーク構造決定および制約条件の付加を行うことができる遺伝的アルゴリズムによりシステムを構築した。このシステムを秋の森林風景の探査に適用し、正解率などについて検討を加えた。

2. ニューラルネットワークの構築

教師付きニューラルネットワークのウェイトを遺伝的アルゴリズムにより求めた。

風景4

風景5

風景6

風景7

風景8

風景9

風景1

風景2

風景3

風景10

風景11

風景12

*筑波大学農林工学系 **農林水産省森林総合研究所

(1) 景観評価試験

風景とそこから受けるイメージとの関係を求めるため、景観評価試験を行った。供試画像は、11 枚の秋と 1 枚の春の森林風景である。この結果をニューラルネットワークの入力とした。風景の概要と形容詞対を表-1 と 2、被験者の概要を表-3 に示す。被験者は、森林総合研究所の職員と筑波大学の学生である。

(2) ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは、神経回路網を模倣した人工知能の一種で、複数個の入出力ユニット（ノード）と中間ユニットおよびこれらを接続する経路からなる。教師付き学習とは、ニューラルネットワークの入力側に事例データを与えると同時に、この事例データに応じてネットワークが出力すべき値（教師データ）も一緒に与えて、ニューラルネットワークが入力データに対して適切なデータを出力するように自己変化させようというものである。一般に、入力の数値は、"1" または "0" の数値を用いる。

各ユニットの値は、1 歩前のユニットの値に経路のウェイト（シナプス結合荷重）を乗じて、すべて加えた数値である。 $y(i, j)$ を第 i 層の第 j 番ユニットの値、 $a(i, j, k, l)$ を第 i 層の第 j 番ユニットと第 k 層の第 l 番ユニット間のウェイトとすれば、(1) 式が成り立つ。

$$y(i, j) = \sum_k a(i, j, k, l) \cdot y(k, l) \quad (i > k) \tag{1}$$

ただし、 $y(0, j)$ は入力ユニットの値 (1 or 0) である。中間層の数を m とすれば $y(m+1, j)$ は出力ユニットの値である。 $y(m+1, j)$ を (2) 式のシグモイド関数により 0 ~ 1 の数値に変換した値 $x(j)$ を出力とする。

$$x(j) = 1 / \{ 1 + \exp(0.5 - y(m+1, j)) \} \tag{2}$$

中間層においてもシグモイド関数による変換を行う場合もあるが、ここでは出力層だけ変換した。

(3) 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムとは、システムのパラメータで構成されるベクトルを仮想染色体として、進化シミュレーションにより、システムの最適値を探索するアルゴリズムである²³⁾。遺伝的アルゴリズムは、主に数学モデルを構築できないシステムの最適パラメータの探索問題などに利用される。本研究ではニューラルネットワークのウェイトと構造（経路の配置）の決定に使用した。

遺伝的アルゴリズムとは、図-1 に示す進化シミュレーションを繰り返し行ない、最適値を探索するアルゴリズムである。遺伝子には "1" または "0" の数値をあてる。遺伝子が連結したものが染色体である。

遺伝的アルゴリズムの特徴の 1 つは、染色体を集団として取り扱うことである。初期生物集団とは、一様乱数により選択された染色体のグループで、進化シミュレーションの初期値である。評

表-1 風景の概要

番号	風景
1	濃い水色の湖の周辺の森林は混交林で広葉樹は紅葉している。
2	スギの高木林の林内景観である。中央部に道路がある。
3	降雨直後の溪谷、濁流が流れ、雲がある。岩上に針葉樹がある。
4	針葉樹の人工林に林道ののり面が見える。黄色の田と農家がある。
5	紅葉したカエデの下に歩道が通る。
6	シラカバの黄葉、遠方には緑の山腹が見える。
7	落葉したコナラの2次林の林内景観。
8	落葉したダケカンバの林内景観。
9	カラマツの黄葉。
10	山岳地帯のハイマツ
11	紅葉したカエデの下に水色の溪流が流れる。
12	針広混交林内の桜が咲いている。

表-2 形容詞対

番号	形容詞対
1	美しい - 醜い
2	力強い - 弱々しい
3	明るい - 暗い
4	変化に富む - 単調な
5	荒れた - 荒れていない
6	神聖な - 俗な
7	自然な - 人工的な
8	閑散とした - うつそうとした
9	好ましい - 好ましくない
10	整形な - 非整形な

表-3 景観評価試験の被験者

	人数	平均年齢
男	31	29
女	15	29

価とは、染色体の情報をパラメータの値に変換して、システムの評価値を求めることである。交差（1 点交差）とは、2 本の染色体を同じ位置で切断し、片方を互いに交換する操作である。突然変異とは、染色体の一部分の遺伝子の記号を反転した新たな遺伝子を生成する操作で、1 本の染色体で突然変異が生じる遺伝子の数は突然変異率により決定される。交差と突然変異の概要を図-2、3 に図示する。淘汰とは、初期生物集団、交差または突然変異により生成された染色体およびその親のグループからその後の進化シミュレーションに供する染色体を取捨選択する操作である。一般に、この選択確率は評価値に比例した値とする。

(4) 教師データとして風景を与えたシステム(システム A)

システムの入力ユニットは、景観評価試験における形容詞対の評価尺度に対応している。10 個の形容詞対について、それぞれ 5 段階評価尺度により評価したため、入力ユニット数は 50 である。被験者がチェックした各形容詞対の評価尺度の入力を "1"、その他の尺度の入力を "0" とした。中間層のユニットは、形容詞対に対応しており、10 個ある。入力-中間層間の経路は、対応する形容詞対の間だけ接続がある。出力のユニットは、風景に対応しており、供試風景に "1"、それ以外の風景に "0" を出力

図-2 交差

図-3 突然変異

する。中間層－出力層の経路はすべてのユニット間に接続がある。経路数は入力層－中間層が 50、中間層－出力層が 120 である。ネットワークを図－4 に示す。通常システムでは、中間層の 1 個のユニットはすべての入力ユニットと接続しているが、ここでは、入力として、同じ形容詞対に属する評価尺度がグループを形成しているため、中間層はそのグループをまとめるユニットとした。

経路のウェイトを遺伝的アルゴリズムにより求めた。染色体を(3)式とする。

$$\{Z(1), \cdots, Z(K), W(1), \cdots, W(N)\} \tag{3}$$

ただし、N はウェイトの数(170)、K は定数(8)、Z(J) は後述する b を決定するための遺伝子である (Z(J)=0 or 1)。W(I) は I 番目のウェイトを表すベクトルで、(4)式による。

$$W(I) = \{Y(I), X(I,1), X(I,2), \cdots, X(I,K)\} \tag{4}$$

$$(I = 1, 2, \cdots, N)$$

ただし、X(I,J)=0 or 1、Y(I) はウェイトの符号を定めるための遺伝子である (Y(I)=0 or 1)。

I 番目のウェイト a(I) は(5)式から求めることができる。

$$a(I) = b(-1)^{Y(I)} \sum_{j=1}^K 2^{j-1} X(I,j) \tag{5}$$

ただし、 $b = C \sum_{j=1}^K 2^{j-1} Z(J)$ 、通常、b を定数とするが、ここでは変数とした。C は定数(本研究では、C=0.0004)。

ウェイト a(I) の添え字 I を(1)式の a(i,j,k,l) の添え字に変換して(1)式から出力ユニットの値を計算した。遺伝的アルゴリズムにより、次式の Q を最小にするウェイトの組合わせを探索した。

$$Q = 1/r_0 + 1/r_1 \tag{6}$$

ただし、r₀ および r₁ は、それぞれ正解が”0”および”1”となる出力ユニットの正解率である。

突然変異率は、初期値を 0.1、1 ステップごとに 1/5000 だけ減少する変数とした。通常、評価値が設定値を超えた時点で計算を終了するが、本計算では、設定値を特定できなかったため、交差と突然変異をそれぞれ 500 回繰り返して、計算を終了した。

(5)教師データとして風景構成要素を与えたシステム

(システム B)

出力ユニットは、表－4 に示す 14 個の風景の構成要素である。システム B のネットワークは、システム A のネットワークと図－5 の入力と出力を結ぶ経路を合成した構造である。ただし、すべての入力と出力を結ぶ経路が接続されているとは限らず、接続の有無は遺伝的アルゴリズムにより決定した。想定した経路の数は入力層－中間層が 50、中間層－出力層が 140、入力層－出力層が 700 であるため、求めるべきウェイトの数は 890 である。(5)式 (K=8) でウェイトを表すとすれば、1 染色体に 8010 のディメンジョンが必要である。さらに遺伝的アルゴリズムでは、染色体を集団で扱うため、これの整数倍のディメンジョンが必要であるここでは 200 個体を 1 度に処理するとして、200×8010=1,602,000 以上の整数のディメンジョンを要する。パーソナルコンピュータでは、容量が不足する。

そこで、ディメンジョンを節約するため、2 本の染色体を想定した。1 本は長さ 890 の実数染色体 T(I) {0.0≤T(I)≤1.0} (I=1, …, 890) である。他の 1 本は長さ 1590 の整数染色体 L(J) (J=1, …, 1590) である。実数染色体の遺伝子の値に定数をかけた値

図－4 システム A のネットワーク (M=12, N=10)

図－5 システム B の入力層－出力層間のネットワーク (M=14, N=10)

表－4 風景の構成 (システム B における出力)

構 成	画像番号											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
広葉樹	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1
針葉樹	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1
葉 紅・黄色	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	1
葉 緑色	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1
水の有無	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
水 水色	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
水 茶色	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
近景	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1
遠景	1	0	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0
林内景観	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0
林外景観	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
道路の有無	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
曲線道路	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
直線道路	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0

がウェイトの絶対値である。整数染色体において、L(1)～L(700) および L(701)～L(1400) は、それぞれ入力層－出力層のウェイトの符号および経路の存在の有無を示し、L(1401)～L(1590) は入力層－中間層および中間層－出力層のウェイトの符号を表す。入力層－出力層間のウェイト a(I) は(7,8)式から、入力層－中間層と中間層－出力層のウェイトは(7)式から得る。

$$a(I) = C(-1)^{L(H)} T(I) \quad \{L(H) = 1\} \tag{7}$$

$$a(I) = 0 \quad \{L(H) = 0\} \tag{8}$$

$$(I = 1, 2, \cdots, 700, H = I + 700)$$

ただし、C は定数 (本研究では、C=10)、L(I)=0 or 1、

交差と突然変異は、2 本の染色体でそれぞれ独立に行った。実数染色体の突然変異は、0～1 の一様乱数を発生して遺伝子の値を変え、交差は整数遺伝子と同じ一点交差である。突然変異率とシステムの評価法などは、システム A と同じである。交差と突然変異をそれぞれ 500 回繰り返した。

3. 結果および考察

システムAとBの結果は、表-5のとおりである。上記のとおり、 r_0 および r_1 とは正解が"0"および"1"となる出力ユニットの正解率である。システムAでは、(5)式における係数 b は $b=0.0952$ であった。システムBでは、入力層-出力層の700のウェイトの内259が0であった。

景観評価のように個人の感覚を探索するシステムでは、データのばらつきが大きい。このようなシステムにおいて、表-5に示すように正解率が0.72以上となったため、これらはおおむね満足できる結果である。システムBのネットワークは、システムAのネットワークに出力層-出力層の経路を加えたものであるため、システムAに比べて複雑である。しかし、両システムの正解率は、ほぼ等しい。すなわち入力である景観評価試験の結果と出力である風景の構成要素との関係は、入力を試験結果、出力を風景とした関係と同じ程度の因果関係があると考えられる。したがって、本研究では、風景を出力としたシステムは、そのネットワークが単純であることを考慮して、風景の構成要素出力としたシステムより優れているとの結論を得た。

通常のニューラルネットワークでは、出力の値と全体の正解との差の2乗和が最小、または全体の正解率が最大になるようにウェイトを配置する。システムAでは、出力層には12個のユニットがあるが、このうち正解が"1"となるユニットは1個で、あとの11個の正解は"0"である。システムの全体の正解率を評価値とした場合正解が"1"となるユニットはすべて不正解で、正解が"0"となるユニットはすべて正解である時に、正解率は $11/12=0.92$ と高くなる。しかし、これでは探索にならない。また、正解と出力値の差の2乗和を評価値とした場合も同様な結果となる。本システムでは、正解が"1"と"0"になる出力ユニットの正解率をそれぞれ計算して、両者の逆数の和を最小にした。この評価法を用いれば、上記した通常の評価法に比べて正解が"0"となる出力の正解率は低くなるが、"1"となる出力の正解率は極めて高く、実際に使用できると考えられる。

遺伝的アルゴリズムによりニューラルネットワークを構築した

表-5 ニューラルネットワークの正解率

	r1	r0
システムA	0.73	0.76
システムB	0.72	0.74

r1: 正解が"1"である出力の正解率
r0: 正解が"0"である出力の正解率

場合、上記したとおりニューラルネットワークの構造も決定できることおよび制約条件などを付加できることなど、バックプロパゲーションを用いた場合に比べて自由度が高いことが特徴である。たとえば、システムAの評価値として正解率の逆数を用いたが、正解率が0である時には評価値が無大となり、計算が不能となる。遺伝的アルゴリズムでは、評価の段階で正解率が0である遺伝子を除去できるため、支障が生じない。また、本システムでは採用しなかったが、"0"と"1"の正解率の比率をある範囲に限定することなどが可能である。

遺伝的アルゴリズムを用いた場合の短所は、演算時間が長いこと、および最終値が最適値か否かを判定できないことである。本システムでは、一度に染色体200個体を扱い、突然変異と交差をそれぞれ500回繰り返し、計20万個体の評価を行った。したがって、最終値は最適値または最適値に極めて近い値と考えられる。システムA、Bの演算時間は、パワーマッキントッシュで、それぞれ約2.5時間および約12時間である。繰り返し回数を増加すれば精度が上がるため、演算速度が速いコンピュータを用いることおよび計算時間を短縮するアルゴリズムを開発することにより、希望する風景の探索用ニューラルネットワークシステムを構築できる。

なお、入力の形容詞対は、風景を分析するためのSD法で使ったもの⁴⁾を用いた。実際には「醜い」または「好ましくない」などの形容詞対を公園の来訪者が入力するとは考えられない。したがって、風景の探索システムに用いる形容詞対は、風景の分析と異なるものを使用すべきであろう。今後、この点について検討を進めたい。本報告を行うに当たり、貴重な助言をいただいた筑波大学農林工学系伊藤太一先生に感謝します。

参考文献

1) 船橋誠壽(1992): ニューロコンピューティング入門: オーム社

2) GOLDBERG, David.(1991): Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning.: Addison-Wesley publishing company, inc.,

3) 北野宏明(1993): 遺伝的アルゴリズム: 産業図書

4) 市原恒一・豊川勝生・山田健・大川畑修(1994): ヒノキ複層林の林内景観: 造園雑誌 54(5), 191-196

Summary : We applied neural network to develop a landscape search systems to select a forest park or a national park for visitors. At the first, autumnal forest landscapes were evaluated. Input data of the system were results of the evaluation test and output data were the landscapes, which were teaching data. Weights of the neural network were determined by a genetic algorithm. Next, we applied another network whose output data were elements of landscapes. The ratio of corrective outputs of these systems were high, because by the genetic algorithm weights of the neural network were calculated with restricted conditions and the optimum frame of the network was decided at the same time.