特集 建築へのファジィ理論の応用

ニューラルネットワーク・GA の建築への応用[†]

堤 和敏^{*1} 青木 義次^{*2}

1. ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワーク¹⁾は、人間の神経回路を模したネットワークを用いて自己学習する事により、任意の入力に対して出力を行う工学的情報処理システムであり、種々の工学問題に利用されている²⁾。ニューラルネットの基本となる素子は、図1に示される多入力1出力の素子であり、本編では、ユニットと呼ぶことにする。ユニットへの入力値を $x_1, x_2, \dots, x_n$ 、それぞれの入力値に対するユニットの重み係数を $w_1, w_2, \dots, w_n$ 、ユニットでのしきい値を θ とする。ここで、常に1の値をとる入力 x_0 を新たに考え、この0番目の入力に対するユニットの重みを $-\theta$ と定義すると、ユニットからの出力値 y は下式で表される。

$$y = F(\sum (x_i + w_i)) \quad (i=0, 1 \dots n) \quad (1)$$

図1. 基本ユニット

図2. 入出力関数

$F(x)$ は、ユニットの入出力特性を示し、図2に示すシグモイド関数がよく用いられる。ニューラルネットワークでの学習とは、(1)式のユニットの重み係数 $w_0, w_1, \dots, w_n$ を求めることに対応している。

ユニットが相互に結合し合ってニューラルネットワークが構成される。主なネットワークの構成を以下に述べる。

1.1 階層型ネットワーク

このネットワークは Rosenblatt³⁾により提案されたもので、図3に示すように入力層、中間層、出力層からなり、それぞれの層は1個以上のユニットから構成される。あるユニットは、その層内のユニットとの結合はなく、その属する層の一つ下の層に属する全てのユニットの出力を入力とし、その情報を加工して一つ上の層に属する全てのユニットに出力する。このようにして、入力層に入力された情報が、中間層を経るに従って加工処理されて出力層に伝達される。このネットワークの学習は、出力された情報と本来出力されて欲しい情報(教師信号)との2乗誤差が最小となるように出力層から入力層へと逆方向に重みを修正していくバックプロパゲーションアルゴリズム⁴⁾が使われている。

図3. 階層型ニューラルネットワーク

[†] Application of Neural Network and Genetic Algorithm in Architecture

Kazutoshi TSUTSUMI and Yoshitsugu AOKI

^{*1} 株式会社フジタ エンジニアリング設計部

Engineering Design Division, FUJITA CORPORATION

^{*2} 東京工業大学工学部建築学科

Dept. of Architecture, Faculty of Engineering, Tokyo Institute of Technology

建築分野においては逆問題型設計法⁵⁾、「設計ノウハウ」の獲得⁶⁾、構造物の応答予測⁷⁾・制御⁸⁾、設計者選考の分析⁹⁾、空調の予熱・予冷時間の予測¹⁰⁾、住環境評価¹¹⁾等幅広く応用されている。

1.2 相互結合型ネットワーク

このネットワークは、階層型ネットワークのような階層構造ではなく、図4に示すように相互に結合したネットワークである。従って、階層型ネットワークのように情報伝達が、入力側から出力側へ一度だけ加工処理されて終了するのではなく、ある初期状態から出発してある安定な平衡状態に達するまでネットワークの状態変化が続行されるため最適化問題に利用されている。ホップフィールドネットワーク¹²⁾やボルツマンマシン¹³⁾がある。

建築分野においては、土地利用予測¹⁴⁾、トラスの最適配置問題¹⁵⁾等に応用されている。

2. GA (Genetic Algorithm) の基本概念

生物は今日まで環境に適応する過程の中でさまざまな進化をとげてきた。そこには、環境に適応するための手法や手続きが与えられているわけではないが、環境への適応度を向上させてきた。この生物進化のアナロジーから、1975年 Michigan 大学の J. H. Holland は GA (Genetic Algorithm)^{16), 17)} と呼ぶ最適化技法を着想した。近年では、この GA から一歩踏みだし新たな人工生命として活発な研究がなされている。ここでは最適化技法としての GA について紹介する。

まず、最適解の候補を生物学になぞらえて個体と呼び、その集団を考える。個体を記号列で表現したものを染色体と呼ぶ。この記号列での位置を遺伝子座、各記号を遺伝子と呼ぶことがある。

生物は環境適応度の高い個体ほど生存する。一方、解の候補は評価関数で良さが判断できるので、評価値の高いものを適応度が高いと見なし、GA では、次世代の個体生成のために、適応度の高いものを選択する。つまり、最初に個体(その染色体)の集団をランダムに生成した初期個体集団とし、

図4. 相互結合型ネットワーク

図5. 交叉の例

各世代において、以下に述べる交叉、突然変異という手続きで次世代個体を生成し、それまでに生成された個体の評価関数で評価し、適応度の高いものを選択し、次世代個体集団を作る。この手続きを各世代で重ねてゆくと最適解(厳密には最適解であることを保証することは難しいが、評価値は世代とともに非減少なので、それよりも評価値の良いものが見つからなくなったときに最適解と見なすことが多い)が得られる。

次世代個体の作り方は、交叉、突然変異、選択という3種類の遺伝的操作よりなる。

交叉は、選ばれた2つの親個体の染色体を用い、2つの子供個体の染色体を作る方法で、染色体の遺伝子座に交叉点という切れ目を入れ、その点で分断された遺伝子を互い違いに選んで新たな染色体を作る。このとき、図5のように、単一交叉と呼ぶ交叉点がひとつの場合と複数の交叉点を用いる複数交叉という方法があり得る。

突然変異は、染色体上でランダムに遺伝子座を選び、その遺伝子を書き換えてしまうもので、一定の確率でこの操作を行う。

交叉、突然変異により次世代の個体が生成されると、評価関数により適応度を計算し、優れたものを選択する。これは生物における淘汰に相当する。選択の方式として、適応度に比例する確率で

選択する適応度比例選択、集団内の適応度のランキングに比例した確率で選択するランキング選択、集団中で適応度の優れたものをそのまま次世代に残すエリート選択等のさまざまな選択方式が考えられている。

3. ニューラルネットワークの建築への応用

3.1 ニューラルネットワークを利用した性能設計法

3.1.1 理論と現実問題とのギャップ

建築設計において、従来の仕様設計法から性能設計法へと大きな転換が図られようとしている。

性能設計では、逆問題型設計法が有効である。逆問題型設計法¹⁸⁾は、直接的に部材断面が求められるので非常に魅力的ではあるが現実問題に適用するには理論的な限界があった。この現実問題と理論空間とのギャップを解決する手法としてニューラルネットワークが有効である。本報では、図6に示す平面骨組モデルに対して梁・柱の1次設計時の部材応力度余裕率、1次設計時の最大層間変形角を指定条件とし最小重量となる部材断面の実用的な逆問題型設計法の例を示す⁹⁾。

3.1.2 ニューラルネットワークによる性状指定設計法

本問題では柱の軸伸縮が問題となる。1次設計時の柱軸伸縮を無視した層間変形角(R_s)については、理論的に部材断面を推定することが出来る。従って、本来の指定性能である軸伸縮を考慮した層間変形角(R_m)と R_s の関係がわかればよいことになる。本論の特徴は、この R_s と R_m との関係ニューラルネットワークの学習によって求めた点である。学習の手順は、

- (1) 任意の建物モデルに対して最初に R_s を指定。
- (2) R_s に対して部材応力度余裕率を満足しかつ最小重量となる部材断面を理論的に算定。
- (3) その断面で応力解析を行い軸伸縮を考慮した層間変形角 R_m' を求める。
- (4) (1)～(3)を繰り返し学習データを蓄積する。
- (5) R_m' と R_s との関係をニューラルネットワークにより学習。

図6. 平面骨組みモデル図

図7. ニューラルネットワークの構成図

表1. 学習データの組み合わせ

層	スパン数	スパン長	階高	直交スパン長	R_s
5	1	6m	3m	4m	1/200
15	5	9m	4m	8m	1/333
30	10	12m	5m	12m	1/1000

一方、学習後の部材断面推定手順を下記に示す。

- (1) 対象建物、指定目標性能 R_m に対して、 R_s をニューラルネットワークにより推定する。
- (2) R_s に対して部材応力度余裕率を満足しかつ最小重量となる部材断面を既報の手順に従って算定。

3.1.3 学習データとニューラルネットワークの構成

学習データは、表1に示す6個のパラメータに対して各3ケースの組み合わせを使用した。

ニューラルネットワークは、図7に示す中間層1層の階層型ネットワークを使う。入力パラメータは、1)建物形状比、2)層数、3)スパン数、4)スパン長、5)階高、6)直交スパン長、7) R_s であり、教師信号は、 R_m' である。

3.1.4 学習結果と考察

学習結果(再現性)を図8に示す。また検証モデルを作成し、検証モデルに対して、本システムにより推定した結果と実際解析した結果の比較を図9に示す。推定精度は高く、ニューラルネットワークは、理論だけでは解決困難であった逆問題型性能設計法を実用化へと発展させる可能性を持っているといえる。

図8. Rsの推定

図9. 層間変形角の検証

3.2 ニューラルネットワークを活用した住宅地評価¹¹⁾

3.2.1 住環境評価における非線型性

住宅設計や住宅地の計画においては、住民にとって生活しやすい生活環境を確保することが基本的な目標としてある。しかし、どのような計画をしておけば住民に満足される環境が確保できるかとなると困難な問題も多い。とくに住民自身による環境認識や環境に対する評価の仕方が複雑であり、評価対象の内容も物的要素間の関係が複雑であることも、この問題をいっそう難しくしている。

従来、建築計画や都市計画では、評価に影響を与えると思われる物的構成要素を説明変数、住環境の評価値を被説明変数とする線型重回帰型モデルやカテゴリー変数が扱える数量化モデルを用いることが多かった。この単純なモデルは、各要素が評価にどれだけ寄与するかを回帰係数や偏相関係数を用いて大まかに把握できるという便利さがあるために、ある程度の重相関係数が得られていれば安直に使用されてきた。しかし、建築の構成要素は例えば、畳と床の間という組合せで和風建築独特の良さは成立するものの、フローリングの部屋に床の間という組合せでは、それぞれの良さは打ち消しあって最悪の評価になってしまうように、組合せ効果や非線型的な評価の構造を反映したモデルが必要となってくる。こうした問題にファジィ積分によるモデルも提案されているが、要素数が多くなるとモデルの推定が困難になってくる。以上の問題を解決するために、ニューラルネットワークモデルの活用が考えられる。

3.2.2 住宅地の評価

住宅地を評価する場合、単に物理的な環境水準

だけが評価されているわけではなく、人々はその住人の様子に対して親しみが持てるか否かといった点までも含んで評価されていることが知られている。ここでは、評価者が住み手の様子をイメージして評価していることを考慮して、これをモデル化することを試みる。

1) 評価実験

典型的な6つの住宅地の写真20枚を用意し、被験者に提示し、連想できた住み手の様子と好ましさを回答してもらう実験を行った。写真には、物的要素として、立木、植木鉢、タイル壁、自転車、洗濯物など26の要素があり、各写真にそれらの要素が含まれているかどうかを1と0で表記すると各写真は1と0からなる26次元ベクトル x になる。一方、住み手の様子は、年配の人、きさくな人など17タイプとしている。

2) ニューラルネットワークモデル

住み手の様子をイメージしているという中間的な段階を経て好ましさを評価するという構造を反

入力層	中間層																		出力層 住み手の様子
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	
写真1																			○
写真2																			○
写真3																			○
写真4																			○
写真5																			○
写真6																			○
写真7																			○
写真8																			○
写真9																			○
写真10																			○
写真11																			○
写真12																			○
写真13																			○
写真14																			○
写真15																			○
写真16																			○
写真17																			○
写真18																			○
写真19																			○
写真20																			○
近所付き合いたい人 近所付き合いたくない人 サラリーマン 年配の人 落ち着いた人 わがまま・だらしない人 中年の人 若い人 年配の人 気さくな人 格好な人																			

凡例 ■ 各写真について入力した時に0.70以上の値を示した素子

□ アンケート調査においてその写真から当該住み手が連想された場合

◎ アンケート調査において連想された住み手が中間層に形成される場合

図10. 中間層の各素子と各写真から連想された住み手の様子

映したモデルとしてニューラルネットワークモデルを考える。物的要素の有無を入力として好ましいか否かを出力とするモデルで、中間層を持つ3層のニューラルネットワークモデルを構成し、評価実験の際提示した写真の物的要素の有無のベクトルを与えて、被験者がその写真を見て好ましいか否かの回答になるようにバックプロパゲーションによって学習させる。学習は、18の写真について行い、そこでの物的要素を与えたとき回答者の4割以上が好ましいまたは好ましくないとしたときを出力結果がそうなるように学習させている。その結果、学習後のニューラルネットワークモデルの出力は、18の写真の評価値と一致し、さらに残りの2写真をも完全に評価値と一致した出力になることを確認した。

物的要素間の組合せ効果のあるような場合でもこのニューラルネットワークモデルで説明できることがわかったが、さらに、中間層の素子の状態を調べてみると、中間層が住み手の様子のイメージに相当しているという興味ある事実が確認できた。たとえば、図10において写真2と10は、多くの被験者が住み手が「近所付き合いの良い人」が住んでいることを連想するが、中間層の素子1がちょうどこれに対応している。同様に中間層が何に対応しているか不明確なものもあるが、多くの中間層素子が住み手の様子に対応している。以上のことから、ニューラルネットワークモデルは、単に評価値を説明するだけでなく、評価の構造をも示唆する可能性を持っていると言える。

4. GA の建築への応用

4.1 GA を用いた建築梁部材符号推定法^{19),20)}

4.1.1 GA を用いた梁符号推定法の基本的考え方
建築構造物の構造設計においては、部材のグループ化が重要である。コストを構造躯体数量のみで考えるならば、応力に応じて部材符号を変えた方が安くなる。しかし、施工を含めた総合的な観点からは逆にコストアップや施工ミスが多くなる恐れがある。従って、部材符号をいかに設定するか

図11. 建物概略図

図12. 評価関数の同定

は構造設計者の腕の見せ所の一つである。この部材のグループ化問題は、組合せ最適化問題と考えることが出来る。本システムは、グループ化の評価関数を設計者へのアンケート結果よりニューラルネットワークで同定し、その結果を用いてGAで最適化を行ったものである。

梁の部材符号を推定する場合、部材応力と建物形状、部材配置との関係として、以下の7つのパラメータを設定した。

- C1: 部材長さ C2: 直行スパン長さ
- C3: 上階の層数
- C4: 両側スラブ付きの梁の層数
- C5: 両側に梁が連続してる場合の最大層数
- C6: 連層壁の最大層数 C7: セン断壁の有無

これらのパラメータに対して、図11に示す建物を設定し、梁L1を基準として、他の梁を同一符号とするかどうかのアンケートを実施し、ニューラルネットワークで学習を行った。パラメータC1に対するアンケート結果とニューラルネットワークによる同定結果を図12に示す。

4.1.2 GA を用いた梁符号推定

ここでは、図13に示す実際に施工された建物 Y 方向を対象とした梁符号推定のシミュレーションを行った。GA 処理の初期設定値は、染色体30, 世代数50, 突然変異率0.01, ランダム初期値0.1, 交

図13. A建物 2階床梁伏略図

配率0.1~0.9とした。GAの評価には、各部材についてC1~C7に対する評価値をニューラルネットワークで算定し、それらの積を各部材に対する評価値とする。さらに、各部材の評価値をグループ内で掛け合わせ、さらにグループ間の積をとることにより最終的な評価値を計算した。最終世代までで最も高い評価値を得た個体を最適解とした。図14に結果を示す。図中、実際の設計時の梁符号とGA処理で得られた梁符号を共に示す。

4.1.3 シミュレーション結果の評価と考察

シミュレーション結果の評価方法として、評価値はGAによる結果が元の設計の結果に近ければ高い評価指標を得るような評価指標を設定する。図14を例として説明すれば、D1組の評価値はD1組とGAの結果を比較して、一番近い組がN1組であり、一致する梁の数は2であるから、この場合の評価指標を2とする。図14に示す例の評価値は $2+2+2+4+2=12$ となる。評価指標としては高い値(最大評価指標17)が得られ、交配率の変化に対しても大きなばらつきは見られず、実際の設計時によく対応した結果が得られた。ニューラルネットワークとGAとを組み合わせたモデルは、熟練した構造設計者のノウハウをシステム化する可能性を持っているといえる。

4.2 遺伝的アルゴリズムを用いた地域施設配置手法²¹⁾

4.2.1 施設配置の最適化

地域施設計画では、施設の目的に沿って地域居住者の要望を反映した施設規模、立地場所、施設の建築内容、管理運営形態などを計画立案することが課題となる。なかでも施設を地域のどの場所に建設するかという施設配置問題は重要な課題である。しかし、最適配置を求める計算方式も、計算量が膨大となり、現実の施設配置においては困難な問題となっている。以下では、GAを用いて最適な施設配置を求める方法を紹介する。

4.2.2 施設配置案のコーディング方法

施設配置案を染色体という記号表記にコーディ

図14. GA処理結果

図15. 施設配置の染色体表記へのコーディング方法

ングする。図15上段に示すように、対象地域を含む矩形領域を考え、これを縦横に2分すると4つの小矩形領域ができる。北西、南西、北東、南東の4つの小領域を、(0,0), (0,1), (1,0), (1,1)と表記する。各小領域を同様の方法で4つに再分割すれば、必要に応じてより細かく位置を表すことができる。逆に染色体表記から施設位置を座標値として求めるデコーディングのプロセスを示したものが図1下段である。複数の施設を配置する場合には、各施設の位置を表す記号列を繋げて表記すればよい。

4.2.3 実際の地域施設計画での適用

GAを使い具体的に施設配置の検討をおこなった。対象とした地域は関東地域のM町である。事前調査から、不足施設として集会施設を抽出した。

対象地域を500mメッシュに分割し、M町の1991年の時点での町丁別人口統計から各メッシュごとに人口を求めた。利用者の施設選択行動を空間相互作用モデルで記述できると仮定し、その際の利用距離の総和を配置の良さの指標とした。この値を最小化するように進化させることで、集会施

図16. M町集会施設最適配置

設の最適配置を求めた。その結果を図16に示す。このとき、全数探索の場合の約1/4の計算量で最適配置を得ることができた。

IとIIIのケースで利用者の平均利用距離を比較してみると、現状よりも一人当たり約300mも集会施設の利便性が向上することが分かる。IIのケースは、求められた最適配置位置が集会施設1に比較的近いことから、集会施設1を増築、あるいは新築して収容人数を増やした場合で、利便性の点ではIに劣るが、土地を新たに取得する必要がないため、経済的にはIIのほうが優れているといえる。以上より、利用者の利便性を重視するか設置コストを重視するかでこの集会施設を計画すればよいことが判明した。

ここでは、GAを具体的な施設配置計画に適用し、その有効性を示した。

参 考 文 献

- 1) 甘利俊一：神経回路網の数理，産業図書，1978
- 2) 矢川元基編：ニューラルネットワーク，計算力学とCAEシリーズ12，培風館，1992
- 3) Rosenblatt, F. : The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review 65, pp.

386-408, 1958

- 4) Rumelhart, D., Hinton, G. and Williams, R. : Learning representations by back-propagation errors, Nature 323, pp.533-536, 1986
- 5) 堤 和敏：ニューラルネットワークを利用した鉄骨造弾性平面骨組の性能指定最小重量設計法，日本建築学会構造系論文報告集第489号，pp.147-153, 1996.11
- 6) 堤, 河村, 谷：ニューラルネットワークを利用した「設計ノウハウ」のシステム化に関する研究—構造部材断面推定を対象として—，日本建築学会構造系論文報告集，第473号，pp.207-215, 1995.7
- 7) 谷, 河村：ニューラルネットワークを用いた多質点系構造物の応答予測に関する研究(GAを用いた学習用データの選定)，日本建築学会第18回情報システム利用技術シンポジウム，pp.325-330, 1995.12
- 8) 平塚聖敏, 新宮清志：ニューラルネットワークによる二質点系構造物の振動制御，第17回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集，pp.403-408, 1994.12
- 9) 小林, 土井, 伊藤, 金子, 草間：配置評価手法の検討—建物最適配置・規模に関する基礎検討—その3—，日本建築学会大会学術講演梗概集(東海)，pp.1177-1178, 1994.9
- 10) 下平：ニューラルネットワークを用いた空調の予熱，予冷時間の予測における学習データの選定方法，日本建築学会計画系論文報告集，第461号，pp.39-46, 1996.2
- 11) 甲田珠子, 青木義次：住宅地評価の構造分析，日本建築学会大会学術講演梗概集 E，pp.1103-1104, 1993.9
- 12) Hopfield, J. : Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proceedings of the National Academy of Sciences 79, pp.2554-2558, 1982
- 13) Hinton, G.F., Sejnowski, T.J., and Ackley, D. H. : Boltzmann machines : Constraint satisfaction networks that learn, Carnegie Mellon University Technical Report # CMU-CS-84-119, 1984
- 14) 青木, 大佛, 永井：地域分類法を用いた土地利用予測誤差の最小化，日本建築学会計画系論文報告集，第461号，pp.151-156, 1994.2
- 15) 曾我部, 小高：Hybrid GAによるトラスの最適配置—GAとホップフィールドネットワークの融合—，日本建築学会大会(北海道)学術講演梗概集 A-2, pp.357-351, 1995.8
- 16) Holland, J. H. : Adaptation in Natural and Artificial Systems, The University of Michigan Press, 1975
- 17) Goldberg, D. E. : Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989

- 18) 中村, 小坂: 水平力を受ける弾性平面建築骨組のひずみ制御設計, 日本建築学会構造系論文報告集第363号, pp.1-11, 1986.5
- 19) 陳彪, 堤, 河村, 谷: GA を用いた建築構造物の梁部材符号推定法に関する研究, 日本建築学会近畿支部研究報告集, 第36号・構造系, pp.413-416, 1996.7
- 20) 谷, 堤, 河村: GA を用いた建築構造物の梁部材符号推定法に関する研究, 日本建築学会大会学術講演梗概集(近畿)A-2, pp.437-438, 1996.9
- 21) 青木義次, 村岡直人: 遺伝的アルゴリズムを用いた地域施設配置手法, 日本建築学会計画系論文集, 第484号, pp.129-135, 1996.6
(1996年10月31日 受付)

[問い合わせ先]

〒152 目黒区大岡山2-12-1
東京工業大学工学部建築学科
青木 義次
TEL : 03-5734-3154
FAX : 03-5734-3154
e-mail: yaoki@o.cc.titech.ac.jp

著者紹介

堤 和敏 (つつみ かずとし)

株式会社フジタ・エンジニアリング設計部・構造部

1974年 九州大学工学部建築学科卒、1976年 同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年、フジタ工業株式会社(旧社名)に入社、現在にいたる。博士(工学)。主として、建築構造設計支援システムの開発を担当し、建築構造設計における知的システムの応用に関する研究に従事。

青木 義次 (あおき よしつぐ)

東京工業大学工学部建築学科

1970年 東京工業大学工学部社会工学科卒。建設省建築研究所を経て東京工業大学工学部建築学科教授。工学博士。主として、建築計画・都市計画における計画理論の研究に従事。