ラフ集合を用いた建築屋根の感性学習と特徴分析に関する研究

A STUDY ON KANSEI LEARNING AND ANALYZING THE FEATURE OF ROOF SHAPES BY ROUGH SETS

佐々木啓介 —*1 堤 和敏 —*2

キーワード：
感性, ラフ集合, 遺伝的アルゴリズム, ファジィ理論

Keywords:
Kansei, Rough sets, Genetic algorithm, Fuzzy theory

Keisuke SASAKI —*1 Kazutoshi TSUTSUMI —*2

The purpose of this study is to develop the optimum design method for roof shapes satisfying both beauty and dynamic condition by using rough sets. At the previous study stage, neural network was used for learning KANSEI. There are parts of the black box in neural network. The relation between roof shapes and KANSEI is not clear. For this problem solving, rough sets was used instead of neural network. By analyzing the feature of roof shapes and KANSEI by using rough sets, even if it is not shape of the same condition, KANSEI evaluation is possible.

1. はじめに

1960年以降、最適設計および形状最適化の問題が多く研究されてきた¹⁾²⁾。構造形態の最適化では、均質化法³⁾、ESO法⁴⁾⁵⁾、セルオートマトン⁶⁾⁷⁾、遺伝的アルゴリズム⁸⁾(以下、GA)を使った研究が行われ、力学的に優れた形態を得られることが報告されている。しかし、これら最適化の研究では形態の美しさには着目していない。力学的最適解ではなくとも、力学的条件を許容しデザインの優れた形態が存在することは十分に考えられる。

既報⁹⁾では、評価者の感性学習にニューラルネットワーク(以下、NN)を使用しているが、NNによる感性学習はその結果がブラックボックスとなっており、形態と感性との対応関係が明らかとされず、汎用性が低い。そこで、感性学習にNNではなくラフ集合を用いる。ラフ集合は1982年にポーランドのZ. Pawlak教授により提案され¹⁰⁾、対象集合から情報(知識)をラフに抽出する手法として感性工学の分野で広く研究¹¹⁾¹²⁾¹³⁾が行われており、建築の分野では、建築物のファサードの評価¹⁴⁾などに用いられている。本研究は、ラフ集合を用いて評価者(複数人)の感性を考慮し、力学的合理性・デザイン性に優れた形態を得るシステムを構築することを目的としているが、本稿ではラフ集合による建築屋根の感性学習と特徴分析の部分について報告する。

2. 全体システムにおける本研究の位置づけ

本研究では、32m×48mの設計領域に被さるコンクリート屋根を対象とする(鉄板でも可)。シェル厚は一様に0.15mとし、荷重条件は3.6kn/m²の鉛直等分布荷重(RC自重)、ヤング率は2.06e+04MPa、ポアソン比0.16として解析を行う。応力解析を行う

上で2m×2mに要素分割を行っている。

全体システムは図1に示すように、2つのシステムで構成されている⁹⁾¹⁵⁾。

「形態評価システム」では、まず複数の初期個体となる屋根形態を乱数を用いて発生させる。発生させた全ての屋根形態に対しFEM解析を行う。この解析結果を基に相当応力を計算し、力学的評価値とする。同時に、感性学習で得られた結果を用いて屋根形態の感性評価を行う。総合評価値は、力学的評価と感性評価の満足度を用いてファジィ理論により算出し、GA操作を行い、次世代の屋根形態が生成される。この操作を、設定した世代まで繰り返す。

「感性評価システム」では、まず評価者一人一人に「学習用感性評価システム」を用いてアンケートを実施し、種々の形態に対する感性評価を行う。

本研究の対象範囲は、「感性評価システム」であり、既報ではNNによって学習を行っていた「感性の学習」の部分にラフ集合を用い、同時に、得られた結果を用いて感性の特徴分析を行っている。

図1. 全体システムフロー

*1 芝浦工業大学大学院建設工学専攻 修士課程
(〒337-8570 埼玉県さいたま市見沼区大学深作307)

*2 芝浦工業大学システム工学部環境システム学科 教授・工博

*1 Shibaura Institute of Technology

*2 Prof., Shibaura Institute of Technology, Dr. Eng.

3. 屋根形態の定義

形態の情報は2進数表記にし、染色体として用いる。各要素の形状は表1に示すように、15の遺伝子座によって定義する。「関数の設定」では、屋根形状の表現方法として用いる関数を1次式・2次式・3次式の中から一つ選択する。「高さの設定」では、屋根の高さを算出するための係数を決定する。「分割数の設定」では、y-z方向の屋根形状の分割数を設定する。「係数の設定」とは、屋根形状を分割する場合に、左隣の高さに係数を掛け合わせることで形に多様性をもたせるものである(図2)。係数には黄金比を用いている。

表1. 個体の染色体

x-z方向					形状の定義									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
関数の設定	高さの設定	関数の設定	分割数の設定	高さの設定	関数の設定	分割数の設定	高さの設定	関数の設定	分割数の設定	高さの設定	関数の設定	分割数の設定	高さの設定	関数の設定

図2. 係数の設定

t: 高さ
G: 黄金比(係数)
3分割以上の場合のみ黄金比を使用する。それ以外は係数は1とする。

4. 学習用感性評価アンケートシステム

本研究では、評価者の「感性」を事前に学習する「学習用感性評価アンケートシステム」を構築している¹⁰⁾。予め複数の屋根形態を評価し、得られた評価者の「感性」を学習することで、新たな屋根形態に対してアンケートを行わないでも、評価者の「感性」を評価の基準として取り組むことができるのではないかと考えている。

4.1. システム画面構築

本アンケートシステムにおける屋根の形状は、視点を自由に操作できるようにVRML言語を用いて表現する。本研究では、形状を理解しやすいようにワイヤー表現とし、一周60秒の速さで屋根形状を回転させている。これにより、評価者自身がVRMLの操作を行わなくても360度全ての方向から形状を確認することが可能である。

視覚的感性は1(非常に美しくない)・2(美しくない)・3(どちらでもない)・4(美しい)・5(非常に美しい)の5段階で評価する。本システムの画面を図3に示す。

図3. 学習用感性評価アンケートシステム画面

4.2. アンケート方法

アンケート個体には、実験計画法により選定した61組の学習用個体と、乱数により発生させた16組の検証用個体を使用した。

芝浦工業大学の学生9名にアンケートを連続して3回行った。アンケート個体の一部を図4に、アンケート結果の一部(3回目)を表2に示す。

図4. アンケート個体

表2. アンケート結果

個体番号	評価者								
	a	b	c	d	e	f	g	h	i
20	3	1	1	2	4	2	5	1	2
24	5	5	4	4	3	5	5	4	5
41	1	3	5	2	2	5	2	4	3
57	3	3	3	4	3	4	3	4	4

5. ラフ集合を用いた学習・検証

ラフ集合を用いる場合、様々な条件属性(要因)と決定属性(評価値)の組合せや範囲分けが考えられ、それによって推定精度が変化する。従って複数の属性の組合せパターンを作成し、それぞれの推定精度を算出した。推定精度の算出には、コラムスコア理論¹¹⁾を用いた。コラムスコアは、決定ルール条件部を属性値単位に分解し、ルール条件部が高評価であればあるほど含まれる属性値に高得点を与えながら、すべてのルール条件部について得点を合算したもので、個々の属性値の決定クラスへの一種の寄与程度を表している。

5.1. 条件属性と決定属性

本研究では、感性評価は「高さ分布」と「複雑さ」の影響が大きいという仮定から¹⁰⁾、条件属性に分割数・y方向関数・xライズ比・平均ライズ比(xライズ比とyライズ比の平均)を使用した。

決定クラスは、まず感性の5段階評価を3段階に変換し、アンケート個体ごとの評価値の平均値を算出した。算出された平均値を、評価の割合などで決定した決定クラスの配属方法(5.2参照)に従って1(美しくない)・2(どちらでもない)・3(美しい)の3段階の決定クラスに配属させ、その個体に対する評価者グループの評価値とする。

5.2. 条件属性の組合せ

推定精度の検証および属性の組合せの違いによる特徴抽出の違いを比較するため、組み合わせ実験を行った。組合せパターンを表3に示す。「条件属性」は属性数が17と18の2パターンを用いた。各条件属性の一覧を表4に示す。「分割数」と「y方向関数」は同一条件であり、「xライズ比」と「平均ライズ比」は範囲分けが異なる。コラムスコアを算出する際の「組合せ率」は、決定ルール全て使用する「natural」と、頻度の高いルールのみ使用し、指定された閾値に対する「100%」を満足する2パターンとした。「配属方法」は3パターンで、「配属方法1」は、評価者9人の評価値をカウントし、最も多い人数のクラスを決定クラスとする方法、「配属方法2」は、評価者9人の77個体に対する評価の割合で範囲を決める方法、「従

来方法」は既存研究¹⁰⁾で用いた範囲分けの評価値が 1.85 以下は 1、2.15 以上は 3、その他は 2 とする方法である。以上 12 ケースの他に組み合わせ率 75%についても検討を行った。さらに、アンケートデータの中には、条件属性は同じであるのに決定クラスが違うという矛盾データが含まれていた。上記 13 ケースは矛盾データは削除して学習を行ったが、Case14 として、データの矛盾を残したままの実験も行い、計 14 ケースとした。矛盾データの削除方法は、条件属性が同じで決定クラスが異なるデータの中からランダムに 1 つ残し、他方のデータを削除する方法である。

表 3. Case の組合せ

Case	条件属性	組合せ率	配属方法	備考
Case1	17	100%	従来方法	
Case2	17	natural	従来方法	
Case3	18	100%	従来方法	
Case4	18	natural	従来方法	
Case5	17	100%	配属方法1	
Case6	17	natural	配属方法1	
Case7	18	100%	配属方法1	
Case8	18	natural	配属方法1	
Case9	17	100%	配属方法2	
Case10	17	natural	配属方法2	
Case11	18	100%	配属方法2	
Case12	18	natural	配属方法2	
Case13	18	75%	配属方法1	
Case14	18	natural	配属方法2	矛盾有

表 4. 条件属性一覧

条件属性17				条件属性18			
属性	属性記号	属性	属性記号	属性	属性記号	属性	属性記号
分割数	1 A	分割数	1 A	分割数	2 B	分割数	2 B
	2 B		3 C		3 C		3 C
	3 C		6 D		6 D		6 D
Y方向関数	1 E	Y方向関数	1 E	Y方向関数	-2 F	Y方向関数	-2 F
	-2 F		2 G		2 G		2 G
	2 G		3 H		3 H		3 H
スライズ比	$x \geq 0.75$ I	スライズ比	$x \geq 0.75$ I	スライズ比	$0.75 > x \geq 0.5$ J	スライズ比	$0.75 > x \geq 0.5$ J
	$0.75 > x \geq 0.4$ J		$0.5 > x \geq 0.25$ K		$0.25 > x$ L		$0.25 > x$ L
	$0.4 > x \geq 0.09$ K		$x \geq 1.2$ M		$1.0 > x \geq 0.8$ N		$1.0 > x \geq 0.8$ N
	$0.09 > x$ L		$0.9 > x \geq 0.6$ O		$0.8 > x \geq 0.6$ O		$0.8 > x \geq 0.6$ O
平均スライズ比	$x \geq 1.2$ M	平均スライズ比	$0.6 > x \geq 0.3$ P		$0.6 > x \geq 0.4$ P		$0.6 > x \geq 0.4$ P
	$1.2 > x \geq 0.9$ N		$0.3 > x$ Q		$0.4 > x \geq 0.2$ Q		$0.4 > x \geq 0.2$ Q
	$0.9 > x \geq 0.6$ O				$0.2 > x$ R		$0.2 > x$ R
	$0.6 > x \geq 0.3$ P						
	$0.3 > x$ Q						

5.3. 入力データの構成

ラフ集合を用いて決定ルールを算出するための入力データを全 14 ケースについて作成した。例として Case8 における入力データの一部を表 5 に示す。各属性値は、表 4 の属性記号と対応している。

表 5. 入力データ (Case8)

個体番号	分割数	Y方向関数	スライズ比	平均スライズ比	決定クラス
1	A	E	L	R	1
2	B	F	L	R	1
3	C	G	L	Q	1
4	D	H	L	R	1
5	B	E	L	P	2
6	A	F	L	M	2
7	D	G	L	R	1
8	C	H	L	R	2
9	C	E	J	N	1
10	D	F	J	O	1

5.4. 決定ルールと C.I. 値

入力データを用いて、決定ルールと Covering Index(以下、C.I. 値)の算出を行った¹¹⁾。C.I. 値とは、算出された決定ルールと同じ決定クラスの対象数のうちで、そのルールにあてはまる対象数の占める割合のことである。例として、表 5 の Case8 の入力データを用いて算出された決定ルールと C.I. 値の一部を表 6 に示す。

表 6. 決定ルールと C.I. 値 (Case8)

決定クラス1			決定クラス2			決定クラス3		
決定ルール	C.I.		決定ルール	C.I.		決定ルール	C.I.	
D L	0.20		A P	0.15		B J	0.43	
D H	0.16		L O	0.15		B N	0.43	
D R	0.12		B E L	0.15		F P	0.14	
H R	0.12		B Q	0.08		B O	0.14	
G R	0.08		E Q	0.08		B H P	0.14	
D E	0.08		L M	0.08		G J N	0.14	
D N	0.08		C Q	0.08		B H I	0.14	
G I	0.08		A H	0.08		C F J	0.14	
B M	0.08		A O	0.08		E J O	0.14	
C R	0.08		H O	0.08		D G P	0.14	
A R	0.08		A I	0.08		D G J	0.14	
E R	0.08		A N	0.08		B F I	0.14	

5.5. コラムスコア算出

算出された決定ルールと C.I. 値を用いてコラムスコアを算出した¹¹⁾。例として、表 6 の Case8 の決定ルールと C.I. 値を用いてコラムスコアを算出した結果を表 7 に示す。表 7 では、特徴分析を容易にするため、各条件属性に対し決定クラスがおおよそ分離できるようなコラムスコアを求め（ここでは 0.14）、色塗りを行っている。

表 7. コラムスコア (Case8)

	決定クラス1	決定クラス2	決定クラス3
A	0.113	0.282	0.000
B	0.093	0.167	0.643
C	0.220	0.192	0.048
D	0.393	0.051	0.095
E	0.213	0.192	0.048
F	0.107	0.128	0.167
G	0.200	0.051	0.143
H	0.207	0.179	0.095
I	0.080	0.115	0.095
J	0.113	0.103	0.405
K	0.000	0.000	0.000
L	0.220	0.218	0.000
M	0.160	0.090	0.000
N	0.093	0.064	0.262
O	0.073	0.179	0.119
P	0.053	0.154	0.167
Q	0.100	0.115	0.000
R	0.280	0.026	0.000

5.6. 学習精度と検証精度

算出されたコラムスコアを用いて Case 別の学習精度と検証精度を算出した。2つの精度の算出方法は、算出されたコラムスコアを得点とし、アンケート個体全てにおいて、全条件属性に対するクラス別の総合得点を算出する。総合得点の一番高いクラスをその個体の推定値とする。推定値と実際値の一致した数を全個体数で割った値をそれぞれの精度とする。

算出した Case 別の学習精度と検証精度をまとめたものを表 8 に示す。属性の組合せや組合せ率の違いで精度が違ってくる。学習精度は Case1 が最大であり、検証精度は Case8 が最大となっている。学習精度 71%、検証精度 63% の正答率は非常に高いとはいえないが、本研究では形態の特徴抽出を行うことを目的としているため、有効な範囲内の精度ではないかと思われる。また、矛盾データを残すか残さないかは矛盾データの性質にもよるとと思われる。Case12、Case14 を比較すると、今回のケースでは学習・検証の両方とも、矛盾データの無い方が精度が高かった。

表 8. 学習精度と検証精度

	学習精度	検証精度		学習精度	検証精度
Case1	70.50%	40%	Case8	50.80%	62.50%
Case2	67.20%	30%	Case9	59%	25%
Case3	44.20%	25%	Case10	67%	25%
Case4	50.80%	50%	Case11	59%	56%
Case5	59%	25%	Case12	55.70%	56.30%
Case6	60.70%	30%	Case13	49.20%	43.80%
Case7	45.90%	56.30%	Case14	44.30%	50%

5.7. 感性の特徴分析

算出されたコラムスコアを用いて、感性の特徴分析を行った。表7に示すコラムスコアから、各属性の主な特徴を下記に示す。全14Caseについて分析を行ったが、ほぼ同じ結果となった。これらの感性の特徴を用いることにより、同条件の形態でなくとも感性評価を行うことができるため、NNよりも汎用性が高いと言える。

美しくない

- 分割数が多い。
- y方向関数の形にはそれほど関係はない。
- xライズ比は低く、平均ライズ比はかなり大きいか低い。

どちらでもない

- 分割数は3以下。
- y方向関数は2次関数以外。
- xライズ比は低く、平均ライズ比は中間値。

美しい

- 分割数は2分割。
- y方向関数は2次関数。
- xライズ比・平均ライズ比ともにやや高い。

次に、抽出された特徴がグループの感性の特徴として捉えられているのかを検証した。Case8において、図4以外のアンケート個体の一部を図5に、図4を含めた各個体の評価値とラフ集合による推定値を表9に示す。例として個体番号40の形態を見てみると、分割数は2分割、y方向関数は2次関数で高さはやや高い形態となっていて、「美しい」とされる個体の主な特徴と類似している。その他の形態も同様に分析すると、特徴分析に示す属性を多く含んでいるものは評価がほぼ一致しており、ある程度特徴を捉えていると言える。

図5. アンケート個体

表9. アンケート評価値

	学習個体							検証個体
個体番号	20	24	27	33	40	41	57	67
評価値	1	3	2	1	3	2	3	3
推定値	2	1	2	1	3	3	3	3

6. 結論

本研究は、建築における屋根形態をデザインする上で力学的条件だけではなく人間の感性も考慮した最適形態を得るためのシステム構築を目指している。既報では、評価者の感性学習にNNを使用し

ていたが、NNによる感性学習はその結果がブラックボックスとなっており、形態と感性との対応関係が明らかとされず、汎用性が低いことが課題であった。そこで、感性学習にNNではなくラフ集合を用いた。

以下に、本研究で得られた結論を述べる。

- ① ラフ集合を用いる場合、条件属性と決定属性の組合せの違いにより検証精度が異なり、どの組合せを使用するか事前のシミュレーションが必要である。
- ② ラフ集合により、「美しくない」「どちらでもない」「美しい」形態と感性の特徴分析を行うことができた。特徴分析の結果、形態属性と感性評価がよく対応しており、今回の仮定（感性評価は高さ分布と複雑さの影響が大きい）は妥当であったと考えられる。しかし、完全には対応とれてはならず、更なる条件属性を考慮することが必要である。
- ③ 特徴分析を行うことにより、同条件の形態でなくとも感性評価を行うことができ、その汎用性は高い。

形態創生を行った結果については次報で報告する予定である。

参考文献

- 1) 日本建築学会：建築システムの最適化、建築システム最適化特別研究委員会報告書、2003年
- 2) 日本建築学会：構造形態創生の理論と応用、2001年
- 3) M. P. Bendsoe and N. Kikuchi, Generating Optimal Topologies in Structural Design using a Homogenization Method, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol. 71, pp. 197-224, 1988
- 4) Xie, Y. M., G. P. Steven, Evolutionary Structural Optimization for Dynamic Problems, Computers and Structures, Vol. 58, No. 6, pp. 1067-1073, 1996
- 5) 大森博司、崔昌禹：等値線を利用した拡張ESO法による構造形態の創生、日本建築学会構造系論文集 第539号、pp. 87-94、2001年1月
- 6) 奥田敏：自己組織化法に基づく構造の位相最適化設計シミュレーション、日本機械学会第5回最適化シンポジウム講演論文集、pp. 117-122、2002年10月
- 7) 三井和男：セルオートマトンによる構造システムの自律的生成と最適化、日本建築学会構造系論文集 第555号、pp. 101-105、2002年5月
- 8) 河村拓昌、大森博司：遺伝的アルゴリズムによる立体トラス構造物の形態創生、日本建築学会構造系論文集 第538号、pp. 115-121、2000年12月
- 9) 堤和敏、太田優子、佐々木啓介：感性を考慮した建物屋根形態創生に関する研究、構造工学論文集 Vol. 51B, 2005年3月、pp. 1-6.
- 10) Z. Pawlak: Rough sets, Internat. J. Inform. Comput. Sci., Vol. 11, No. 5, pp. 341-356(1982)
- 11) 森典彦、田中英夫、井上勝雄：ラフ集合と感性、2004年
- 12) 井上勝雄、黒坂英里、岡田明：ラフ集合を用いたパッケージデザイン嗜好分析、第17回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp. 639-642、2001年
- 13) 井上卓也、原田利宣：自動車フロントマスクデザインの分析・企画へのラフ集合の応用、第17回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp. 647-650、2001年
- 14) 齋藤篤史、宗本順三、松下大輔：感性評価に基づく形態要素のラフ集合を用いた組合せ推論の研究、日本建築学会計画系論文集 第594号、pp. 85-91、2005年8月
- 15) 佐々木啓介、堤和敏：ラフ集合を用いた感性学習による建築屋根の形態創生に関する研究、第28回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集、pp. 247-250、2005年12月
- 16) 大森保治、堤和敏、佐々木啓介：建築屋根構造における感性の評価に関する研究、日本建築学会大会学術講演梗概集(近畿)、A-2、pp. 535-536、2005年

[2005年10月20日原稿受理 2006年2月20日採用決定]