

場所毎の視界幾何特性の類型化とその検証

—自己組織化マップによる視界幾何特性クラスタマップと被験者実験による選好度マップの比較—

○福元 大輔*¹ 廣瀬寛騎*²
 下川 雄一*³

キーワード：見えの大きさ 視距離 自己組織化マップ クラスタ 属性情報 BIM

1. はじめに

筆者らは建築空間の内外において周囲の空間構築要素の見え方を効果的に分析するための手法の開発し、各種の空間分析に応用することを目指している。廣瀬¹⁾は、建築空間内の場所性に影響を及ぼし易いと考えられる周囲の空間を構成する各種対象物の見えの大きさやその割合、視点と各種対象物の距離など（以降、これらを総称して視界幾何特性情報と呼ぶ）を可視化する視界幾何特性分析ツールの開発とその有効性の検証を行った。このツールではオブジェクトの属性の種類毎に見え大きさの割合を円グラフとして可視化できる機能を備えているが、この方法は視点間の類似性の評価が困難である（Fig.1）。また平均視距離をそれぞれ算出しているが、それらを総合的に評価することができない。

これに対し、本報では多次元的に存在する視界幾何特性情報を総合的に評価する方法として、自己組織化マップ（SOM:Self-Organizing Map）を使用し、建築空間内部における各場所の視界幾何特性情報の自己組織的な類型化を試みる。また自己組織化マップによる視点の類型化の有効性の検証として、被験者実験による滞留空間の選好性との相関性分析を行ったので、その概要を報告する。

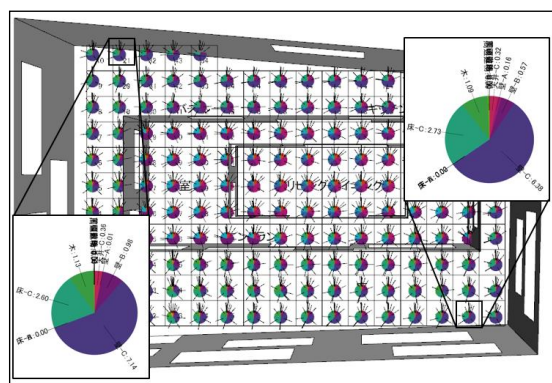


Fig.1 「house N」注1)における見えの大きさの割合の表示

2. 自己組織化マップの導入

2. 1 自己組織化マップの概要

自己組織化マップ²⁾はT.コホネンにより提案された教師なし学習のアルゴリズムを用いたニューラルネットワークの一種である。多次元的に存在するデータの特徴マップと呼ばれる2次元平面上に非線形写像を行い、データ間の距離で類似度を表現する。自己組織化マップのアルゴリズムにはViscovery SOMine7.1を用いた。

2. 2 視界幾何特性情報の正規化

自己組織化マップを適用するデータは最大値が1、最小値が0であるものが望ましく、自己組織化マップを適用する前処理として、見えの大きさは立体角値（単位：ステラジアン[sr]、最大値 4π ）を0～1の範囲に正規化した。また平均視距離（単位：mm）も同様に0～1の範囲に正規化した。具体的には、全視点中の平均視距離の最小値を最大値1とし、大きくなる程0に近づくように正規化した。

3. ケーススタディ 1：視点群の類型化の検証

3. 1 目的

自己組織化マップによる視点群の類型化を検証するため、「金沢工業大学ライブラリーセンター1階ラウンジ（以降、ラウンジと呼ぶ）」（Fig.2, Fig.3, Fig.4）を対象にケーススタディを実施した。

3. 2 自己組織化マップに適したデータセットの作成

「ラウンジ」の分析モデル（Fig.5, Fig.6）から得られた視界幾何特性情報の正規化データ（Table1）を複数パターン作成し（Table2）、自己組織化マップによる視点群の類型化を試みた。類型化された視点群が「ラウンジ」内でのように分布しているかを一目で把握できるよう、視点グリッドに対しクラスタごとに色付けを行い、視界幾何特性クラスタマップを作成した（Fig7）。各Case間で同じ色のクラスタが見られるが、各Caseで特徴は異なる。

Table1 「ラウンジ」における視点毎の見えの大きさと平均視距離の正規化データ（一部属性値省略）

視点番号	空		樹木		周辺建物		...		壁		天井		床		柱		模型		机		エントランス側	
	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え	見え
0	0.00266	0.00597	0.313622	0.00085	0.00528	...	0.24337	0.986923	0.20268	0.956679	0.24979	0.98267	0.22905	0.983229	0.00791	0.908111	0.02762	0.964233	0.02142	0.9266		
1	0.00308	0.00698	0.325234	0.00101	0.138008	...	0.12173	0.97667	0.22382	0.95615	0.25454	0.981917	0.31823	0.987094	0.00917	0.915804	0.03588	0.967558	0.01419	0.913507		
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
93	0.02595	0.01169	0.418679	0.00965	0.40506	...	0.01341	0.868282	0.29768	0.959282	0.15236	0.983694	0.05785	0.931797	0.09524	0.989398	0.04835	0.977999	0.00723	0.865838		
94	0.03635	0.01078	0.367809	0.01537	0.477843	...	0.01387	0.861834	0.32041	0.95854	0.17595	0.983639	0.09886	0.951203	0.02912	0.962563	0.03034	0.972545	0.00512	0.865677		
95	0.03396	0.01473	0.414055	0.01386	0.464159	...	0.01288	0.860792	0.31981	0.958841	0.15844	0.983157	0.09367	0.948961	0.03788	0.969278	0.02963	0.9719	0.00538	0.8624		

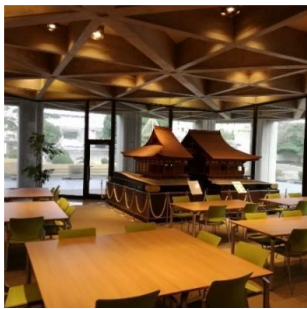


Fig.2 ラウンジ内観

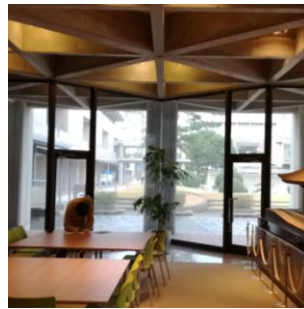


Fig.3 東側の景観



Fig.4 南側の景観



Fig.5 ケーススタディモデル
(平面図)

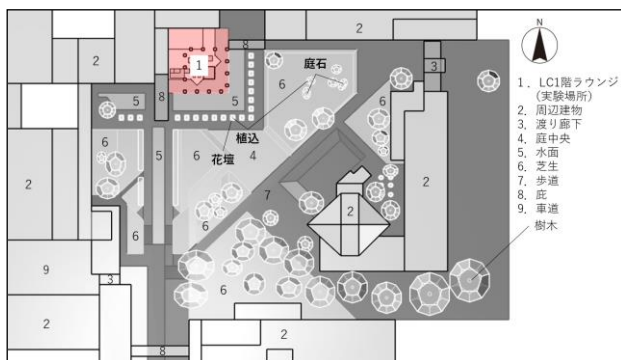


Fig.6 ケーススタディモデル (敷地図)

Table2 Case 毎の SOM 入力データ項目

パターン	空	樹木	周辺建物	芝生	水面	壁	天井	床	柱	模型	机	ENTR	他10属性値
	A	A	D	A	D	A	D	A	D	A	D	A	D
Case1(A)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case1(A+D)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case2(A)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case2(A+D)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case3(A)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case3(A+D)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case4(A)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case4(A+D)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case5(A)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
Case5(A+D)	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○

A : 見えの大きさ D : 平均視距離
重要度変更 ○ : 高(1.5), ○ : 変更に(1.0)

Fig.7 のキャプションで示す丸内の数字は SOM に入力したデータ項目数、矢印が示す数字は出力クラス数を表す。Case4 以降に示す括弧内の数字は、重要度を高とした項目数を示す。

結果として、項目数が増加してもクラスが比例して増えることはなかった。3、4つのクラスに分類された Case (1(A),1(A+D),2(A+D),3(A),3(A+D),4(A),4(A+D),5(A+D))

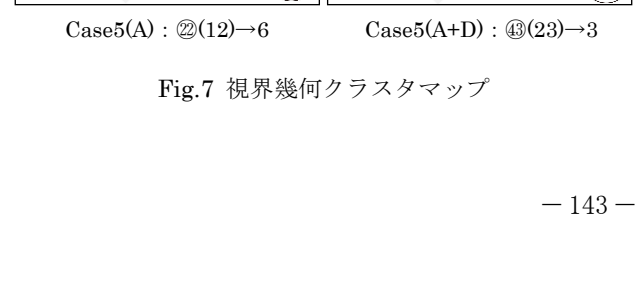
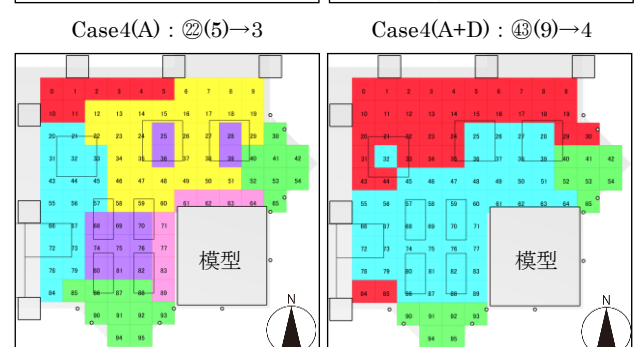
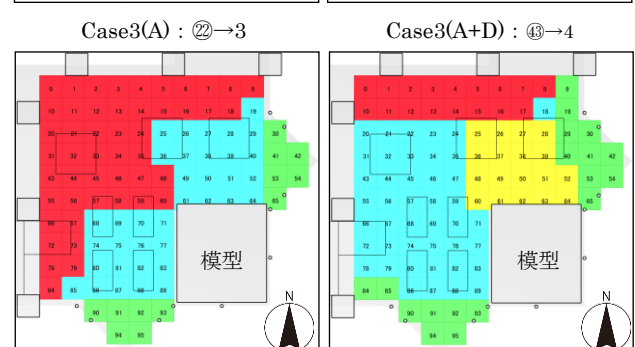
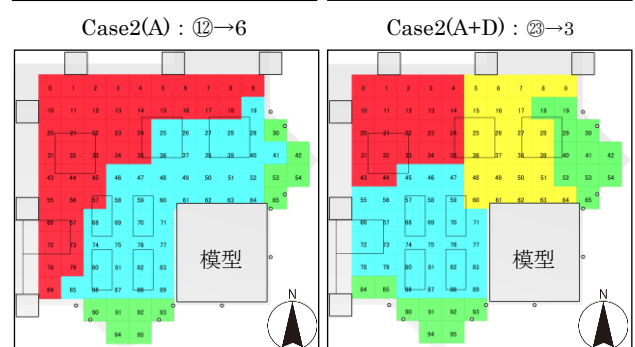
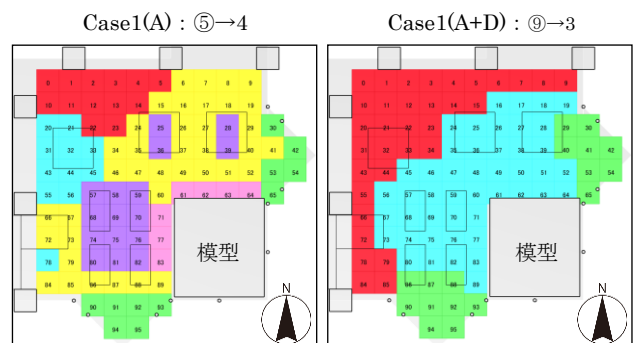
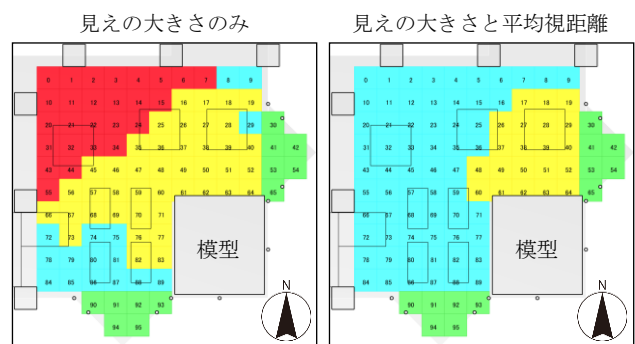


Fig.7 視界幾何クラスタマップ

は模型の北側・北西側・西側を分けるようなクラスタが形成される傾向（田の字型）と内部空間を北東から南西へ対角上に分けるようなクラスタが形成される傾向（内外型）が見られた。6つのクラスタに分類されたCase(2(A),5(A))では、卓上や模型際にクラスタが形成され（多分類型）、場所毎の固有性が高まった状態が確認された。クラスタを形成するタイプ毎にCaseを一つ選定し、各Caseでクラスタを特徴づける要因を列挙した（Fig.8, Fig.9, Fig.10）。

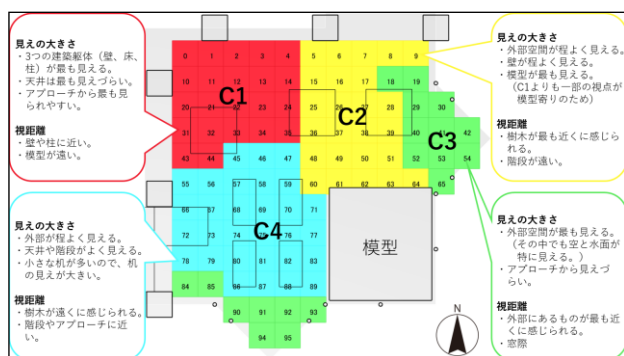


Fig.8 田の字型：Case3(A+D)

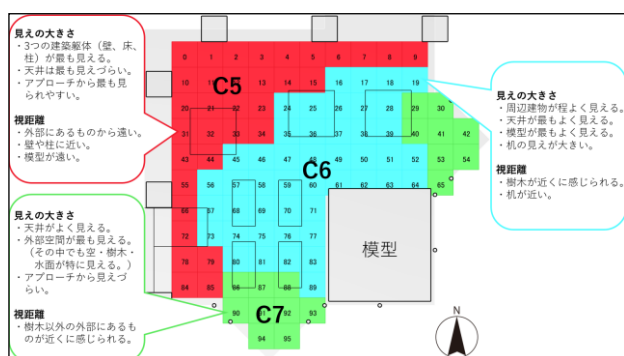


Fig.9 内外型：Case2(A+D)

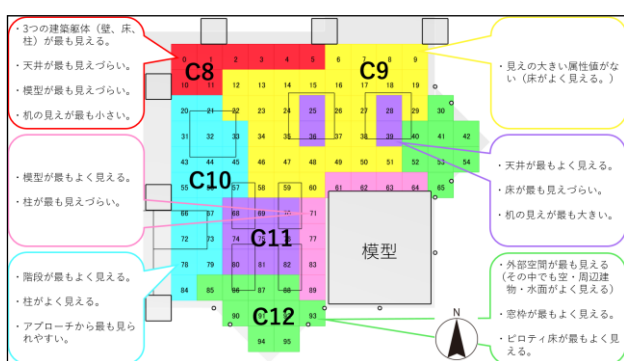


Fig.10 多分類型：Case5(A)

3. 3 結果に対する考察

入力するデータセットの項目数や重要度の変更方法により、結果が大きく変わることが確認された。入力データの選択や出力結果の分析では様々な捉え方が可能であるため、目的に応じた慎重な入力データの作成と出力データの判断を一定程度繰り返す必要であると考えられる。

4. ケーススタディ 2：選好性との相関性分析

4. 1 目的

視界幾何クラスタマップと被験者実験により得られた選好性を比較することで、視界幾何クラスタマップが人の滞留を予測する手がかりとなるかを検証する。

4. 2 実験方法

被験者実験は「ラウンジ」を対象空間とし、金沢工業大学に所属する建築学生 32 名を対象にアンケートによる選好性分析を目的に実施した。

被験者には予め本研究の簡単な説明をした上で、実験場所には自分以外誰もいないこと、視線の高さは座高（1200mm）であることの2つの条件を念頭においてもらい、実験場所で行われると考えられる6つの行為（読書・グループ活動・自習・一人での休憩・知人との雑談・疲労時）をどのエリアで行いたいとその選定理由を回答してもらった。

4. 3 選定理由の分類と視界幾何特性情報との相関性

各行為におけるエリアの選定理由について同様の性質をもつ理由同士で分類した結果、大きく4つの要因に分類できた（Fig.11）。選定理由の多くは「見え方的要因」に分類され、場所の選定には見えの大きさが大きく影響していると考えられる。視距離は、「緑に近い」「テレビに近い」等の直接的に距離が理由として挙げられているもののほかに、「開放的」「視野が狭い」等の対象物との近さが重要となる理由や「後ろが壁で落ち着く」「隅が落ち着く」等の被験者と壁や壁となる要素との方向や距離が重要となる理由が全ての要因で確認できたことから、全ての要因と関係があると推測できる。

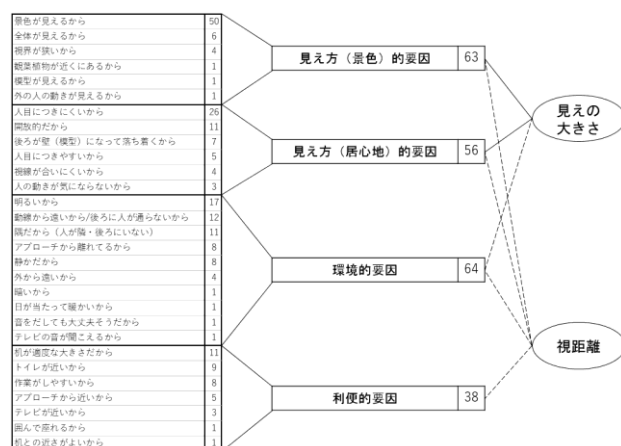


Fig.11 各行為の選定理由と視界幾何特性情報との相関性

4. 4 選好度マップの作成

4. 3 にて分類した要因毎に、選好度の高い視点が「ラウンジ」内でどのように分布しているか一目で把握できるよう、視点グリッドに対し回答の多かった視点のカラーマップ（以降、選好度マップと呼ぶ）を作成した（Fig.11）。

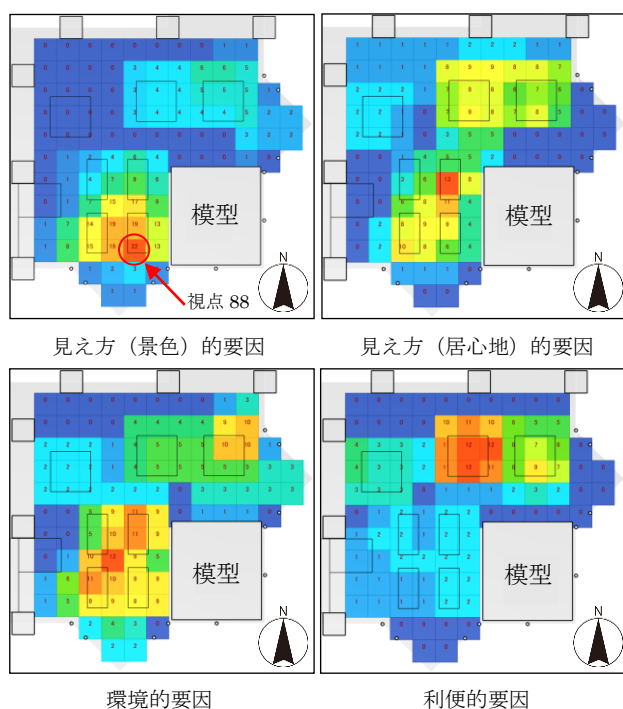


Fig.12 要因毎の選好度マップ

4. 5 選好度マップと視界幾何特性クラスタマップの比較

4. 5. 1 見え方（景色）的要因との比較

見え方（景色）的要因で選好度の高いエリアは田の字型の C4 に該当する。これらの大半は「景色の良さ」を理由として挙げているが、実際には C3 の方が外部空間の見えが大きく、景色が最も良いと言える場所である。C3 が選ばれなかった理由として、実験時期が冬であったためコールドドラフトを嫌って窓際は避けたことや机がないことが大きいと考えられる。最も選好度の高いエリアが視点 88 周辺に集中しており C3 寄りの視点であることから、机の有無や外部景色の見えやすさが重要であると推測される。また C2 と C4 の外部空間の見えの大きさの差はほとんどないが、C2 の選好度は低い結果となった。C4 は樹木が遠くにあり視界に広がりがあるのに対し、C2 は樹木が近くにあり 1 本の樹木が視界を狭くしているため、視界に広がりがある C4 が重視されたと考えられる。

4. 5. 2 見え方（居心地）的要因との比較

見え方（居心地）的要因では、見え方（景色）的要因に比べて選好度にばらつきが見られた。大半の被験者が「人目につきにくい」ことを居心地が良いと感じる中、「人目につきやすい」ことを居心地が良いと感じる被験者もいることから、人により居心地が良いと感じる評価尺度が異なることがばらつきを生んだ要因と考えられる。これらのエリアは内外型の C6 に該当した。

4. 5. 3 環境的要因との比較

環境的要因でも、見え方（居心地）的要因と同様に選好度にばらつきが見られた。これらのエリアは内外型の C6 に該当する。これは「明るさ」を求める意見が多かったた

め、内外型の内側であり外光を得やすい C6 が選ばれたと思われる。また他の要因とは異なり、窓際まで選ばれているのも特徴的である。これも同様の理由から、空の見える大きさが大きく窓際に位置する田の字型の C3、内外型の C7、多分類型の C12 も選ばれたと考えられる。

4. 5. 4 利便的要因との比較

利便的要因においては、多分類型の C11 が最も選好度の高いエリアである。これらの選好理由は「机の大きさ」や「トイレの近さ」が多く、C11 においても机の見えの大きさが特徴として挙げられていることから一定の相関性が確認できた。

4. 6 結果に対する考察

比較する視界幾何クラスタマップにより、様々な分析が可能である。全ての要因において田の字型の C3 の選好度が低かったことから、人が滞留したいと考えるエリアは一定程度の外部空間が見える空間や人目を遮るようなものに囲まれた空間であることが重要であると推測される。また机周辺のエリアは選好度が高い傾向にあったため、机の有無は選好性に大きな影響があると考えられる。実験場所は家具のない空間であるほうが家具の影響を受けず、視界幾何特性情報との相関性がより高い選好性データを得られる可能性があるため、実験方法の再考は今後の課題としたい。

5. まとめ

本報では自己組織化マップを用いた視点毎の視界幾何特性情報の類型化を行い、選好性との相関性分析を行った。被験者実験で得られた選好理由や視界幾何クラスタマップとの相関性分析から、視界幾何特性情報と選好性との一定の相関性が確認された。より相関性を高めるために、更なる試行と検証を行っていく。

【注釈】

注 1) 藤本壮介建築設計事務所が設計した住宅である「house N」を示す。

【参考文献】

- 1) 廣瀬寛騎、下川雄一：フィボナッチ格子による視線ベクトル配列を用いた建築空間の視界幾何特性分析ツールの開発、日本建築学会計画系論文集、第 83 巻、第 750 号、pp. 1611-1621、2018. 8
- 2) T. Kohon 著、徳高平蔵、岸田悟、藤村喜久郎訳：自己組織化マップ(Self-Organizing Maps)、シュプリンガー・フェアラーク東京、1996

- *1 金沢工業大学大学院工学研究科建築学専攻 大学院生
- *2 金沢工業大学大学院工学研究科建築学専攻 修士（工学）
- *3 金沢工業大学建築学部建築学科 教授 博士（工学）