

深層学習を用いた視界特性の分析に関する研究

A Study on Analysis of Visibility Features Using Deep Learning

○福本 健人^{*1}, 前田 雄飛^{*2}, 堀江 周平^{*1}, 加戸 啓太^{*3}
Kento FUKUMOTO^{*1}, Yuhi MAEDA^{*2}, Syuhei HORIE^{*1} and Keita KADO^{*3}

*1 千葉大学大学院 融合理工学府 博士前期課程
Graduate Student, Graduate School of Sci. and Eng., Chiba University.

*2 千葉大学 工学部 総合工学科 建築学コース
Dept. of Architecture, Chiba University.

*3 千葉大学大学院工学研究院 助教 博士(工学)
Assistant Professor, Graduate School of Engineering, Chiba University.

キーワード：視界特性; 深層学習; 点群; 教師なしクラスタリング

Keywords: visibility features; deep learning; point cloud; unsupervised clustering.

1. 背景

建築・都市空間を評価するための手法の一つにある視点における可視点の集合（可視領域）に着目した *isovist* 理論がある。*Benebikt* による報告¹⁾がよく知られており、ここでは可視領域を用い空間を評価すること、およびその定量的な指標として、可視面積、境界長を始め、閉鎖性（半径方向と同一の境界長^{註1}）、視点から境界までの距離（深度）の分散、尖度、真円度の6指標が示されている^{註2}。

isovist は三次元空間に展開することもでき、近年では、*BIM: Building Information Model* の属性情報を加えることも行われている。清水ら²⁾は、壁、樹木、窓など見える対象種別毎に求めた立体角を見えの大きさとし、これを指標に空間をクラスタリングする手法を報告している。また、廣瀬ら³⁾は、開口部付近の視点から得られる開口部からの眺望について、立体角、視距離、方位角、仰俯角を用い定量的に把握する手法を示している。

三次元の *isovist*（以下 *3D isovist*）ないし *BIM* の属性情報の付加によれば可視領域の情報量が増え高度な空間分析が見込まれる一方、分析にあたっての指標においては難しさが指摘できる。例えば可視面積を指標とすれば、境界長や深度の分散と関連の強い可視領域の複雑さは評価しにくい。*Benebikt* のまとめた6指標は、空間は様々な指標の組み合わせで評価され得ることを示唆するものであるともいえる。

さて、深層学習では、分類などを行うにあたり、着目すべき指標、言い換えれば特徴を自動的に学習することが知られている。可視領域を入力に深層学習にて分類・クラスタリングといったタスクを学習すれば、明示的に与えた指標でなく、タスクに対応した特徴が学習されることから、それを通し空間の分析ができるのではと考えた。よって、本研究では、*3D isovist* により取得した三次元点群を深層

学習によってクラスタリングすることを試み、その結果や学習された特徴（量）を用い空間の視界特性を分析する手法について報告する。

1.1. 関連する研究

二次元ないし三次元の *isovist* による空間の評価はしばしば報告されおり、先述の報告のように立体角を指標とするものや、可視領域を監視性の指標とし、小学校における自然監視を定量的に評価する *Fujii* ら⁴⁾の報告を例として挙げることができる。

空間内の各点の *isovist* から空間全体の分析を行うことも行われている。スペースシンタクス理論の代表的な分析方法の一つである *Visual Integration* は、可視領域に着目した深度を指標に空間内の見通しの良さを分析することに用いられる。また、空間内の点の可視関係をグラフ化し、グラフ理論の指標によって空間の評価を行うことも行われており、宮崎⁵⁾は、*3D isovist* をグラフ化することで、キャンパスのような起伏のある空間においても適切に可視性を評価できることを報告している。

空間の分析に深層学習を適用した報告も見ることがができる。安田ら⁶⁾は、パラメータを変えながら多数の箱を並べたモデル空間において、ある視点からの深度情報（可視領域）を入力にそこが箱の内部であるか判別するネットワークを学習し、誤判別した視点ないしモデル空間を観察することで、内外の曖昧な場所の特徴を考察している。また、*Takizawa* ら⁷⁾は、町並みの深度情報つき画像から、人が受ける空間の印象を推定する畳み込みネットワークを報告している。これらの報告では、学習によって得た特徴を分析することはあまり行われていないが、1.背景に述べたのと同様に、空間の評価にあたって明示的な指標を設定するのではなく、それを深層学習によって得ることが試みられている。

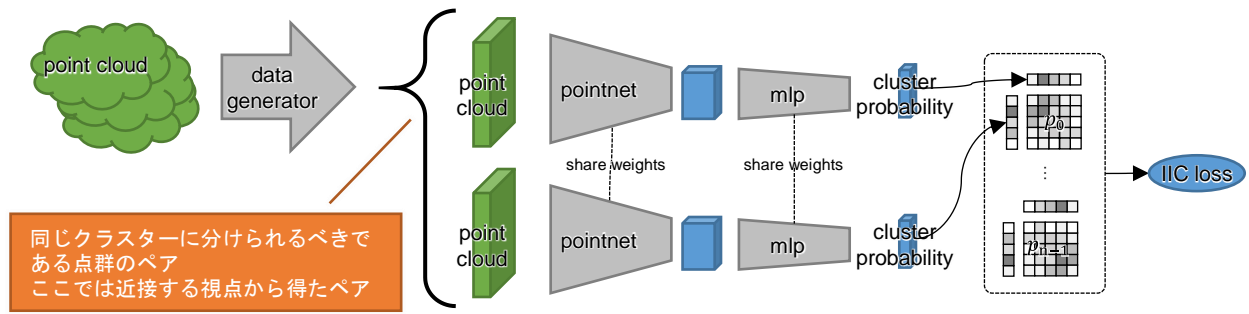


図1 クラスタリングを行うネットワークの概要

2. 研究の概要

本研究では、建築作品の三次元モデルを作成し、そこから 3D isovist により求めた可視領域を示す三次元点群について、深層学習を用いた教師なし学習によるクラスタリングを行う。

また、深層学習では、入力されたデータはネットワーク内部で一時的に一定の要素数の数値³に変換され、これをもとに分類などのタスクが行われる。この値は入力されたデータからタスクに適した情報を抽出したものであり、特徴量と呼ばれる。そのプロットされる空間内において似たものは近いなど意味性を持つことが報告されている⁸⁾。ここに着目し、クラスタリングの過程で得られた特徴量から、その空間の視界特性を分析することを試みる。

分析にあたって対象とする建築作品は、ミース・ファン・デル・ローエ設計の「トゥーゲンハット邸」「ファンズワース邸」「レムケ邸」と、ルイス・カーン設計の「エシェリック邸」「フィッシャー邸」の5つの住宅⁴とする。

クラスタリングネットワークに用いる学習用の三次元点群データは、建築作品の三次元モデル内部の任意の位置を起点に、3D isovist による 2048 点の可視領域を表す点群(図2)を作成し、建築作品毎に 3000 件用意した。なお、視点高さは床から 1.5m、視線方向は全方位とした。最大視距離は、分析する空間のスケールに合わせた適切な長さとするべきであるが、藤井の報告⁹⁾を参考に屋内からの視界の分析に適切であると考えられる 24m に設定した。

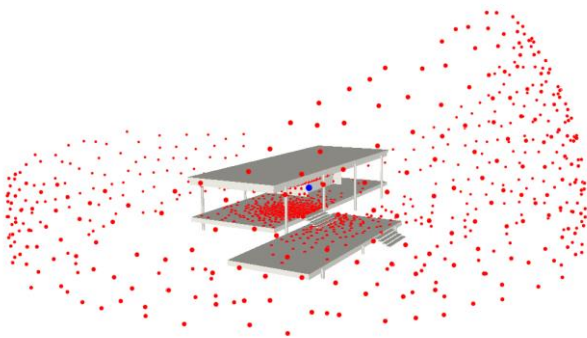


図2 3D isovist による可視領域を表した点群

3. クラスタリングネットワーク

クラスタリングを行うネットワークの概要は図1に示す通りである。このネットワークは、Xu¹⁰⁾による Invariant Information Clustering (以下、IIC)に、点群処理のための pointnet¹¹⁾を組み込んだものである。教師なし学習を行うネットワークであり、その特徴は、同じクラスターに分けられるべきであるペアを入力とする点、ネットワークの損失に、入力毎の各クラスターに対する確率分布から求める相互情報量を用いる点である。確率分布のペア (X, Y) に対する相互情報量 $I(X, Y)$ は次式(1)で定義される。ここで、 $p(x, y)$ は X, Y の同時確率、 $p(x)$ 、 $p(y)$ は X, Y の周辺確率である。相互情報量を最大化する、簡単にはペアは同じクラスターに、全体としては満遍なく各クラスターに振り分けられるよう学習が進む。

$$I(X, Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (1)$$

3.1. 住宅5作品の横断的クラスタリング

作成した住宅5作品の可視領域を表す点群を入力に教師なし学習を行い、3.クラスタリングネットワークで述べたネットワークの学習を行った。ネットワークへ入力する三次元点群データのペアは、ある視点位置の点群とそれに近接する視点位置の点群としている。それぞれ 2048 点から任意の 512 点を抽出し入力としているが、無作為の抽出では、小さい開口部などの特徴的な点が抽出されない可能性があるため、ある一定間隔の視距離毎に一樣に点が選択されるように、抽出する確率分布を調整している。

このネットワークを用いて、住宅内部 500mm 毎に生成した視点からの可視領域を表す点群のクラスタリングを行い、そのクラスタリングの過程で得られた特徴量を t-SNE¹²⁾を用いて可視化できる次元へ埋め込むことで視界特性の分析を行う。なお、分類したクラスターと以降の図に用いる色の対応表は、表1に示す通りである。

表1 クラスタと色の対応表

cluster	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
color															

(1) クラスタ数 10 での分類と分析

図3は、クラスタ数10において、t-SNEによって埋め込んだ特徴量をプロットしたものである。特徴量が線状に連続している部分が見て取れるが、これらは近い特性を持っており、何らかの特徴の一連の変化により隣接したクラスタへ遷移していると考えられる。図4に示すレムケ邸やフィッシャー邸の各視点位置のクラスタリング結果を見ると、開口付近から順にクラスタは I→G→N→D→C と移り変わっており、これは図3で線上に並んだクラスタの並びと一致していることがわかる。つまり、連続したクラスタ内では Benebikt による報告における可視面積のような特徴に基づいた分類が行われていると考えることができる。

一方で、埋め込み特徴量が離れてプロットされた視界は異なる特性を持った視界であると考え、図3の特徴量の分布はおおまかに、上下方向の広がりを持つ視界、横方向の広がりを持つ視界、広がりを持たない視界、に分けて捉えることができる。例えば、図4のファンズワース邸の①の位置とトゥーゲンハット邸 1FL の②の位置における可視領域を表す点群は、図5に示すようにどちらも半球状の帯のような形状であり、可視面積や境界長からは分類することが難しい点群である。これらを異なるクラスタに分類することができているということは、広がりの方角といった特徴まで捉えることができていると考えることができる。

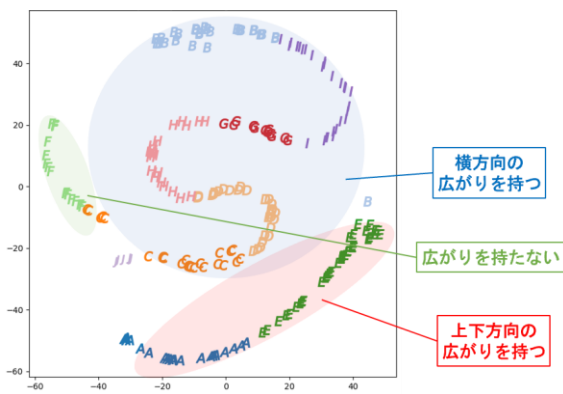


図3 クラスタ数 10 における埋め込み特徴量の分布

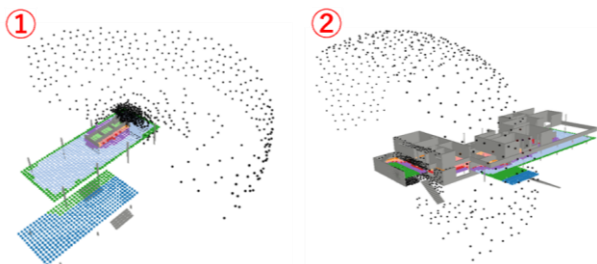
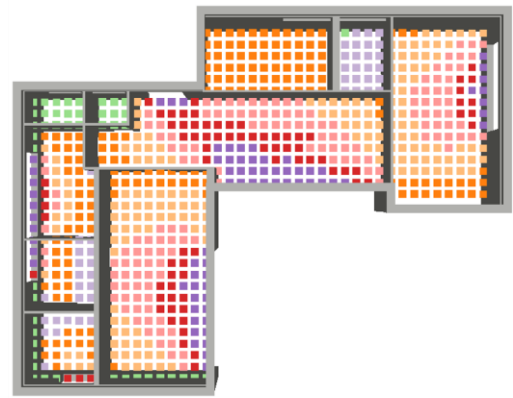
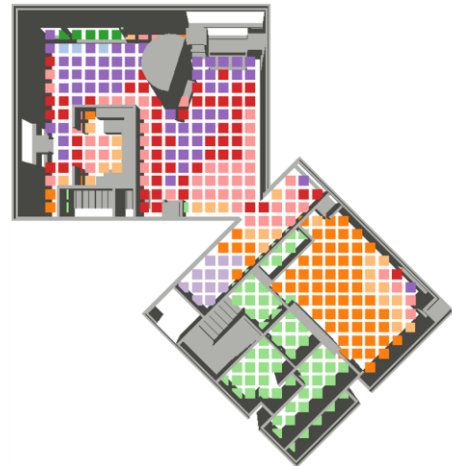


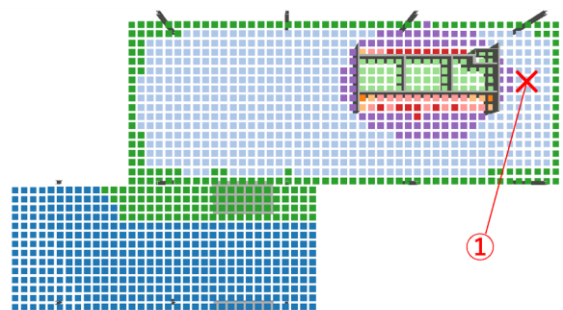
図5 ①の位置と②の位置における可視領域を表した点群



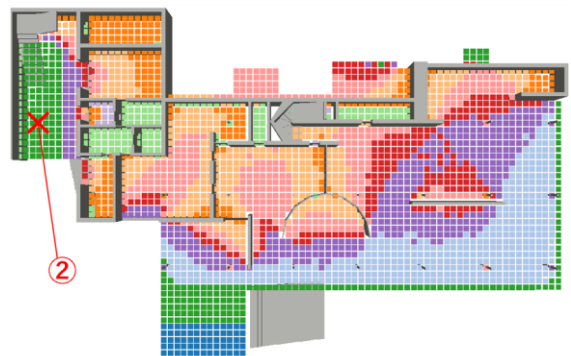
レムケ邸



フィッシャー邸1FL



ファンズワース邸



トゥーゲンハット邸1FL

図4 クラスタ数10における各視点位置のクラスタリング結果

(2) クラスタ数 15 での分類と分析

図 6 は、t-SNE によって埋め込んだ特徴量の分布図、図 7 はエシェリック邸 1FL における、クラスタ数 10 と 15 でのクラスタリング結果である。クラスタ数 10 の分類では I であった部分が、クラスタ数 15 の分類では、吹き抜け空間 (図 7 右側) は B、吹き抜けでない空間 (図 7 左側) は N に分類されていることから、クラスタが細分化されていることがわかる。さらに、クラスタ数 15 の分類で B に分類された 235 件の視界のうち 233 件は、エシェリック邸とフィッシャー邸の吹き抜け空間のみに存在する視界であり、図 6 を見ても他のクラスタから独立した分布を示していることから、吹き抜け空間特有の視界特性を捉えることができていると考えられる。

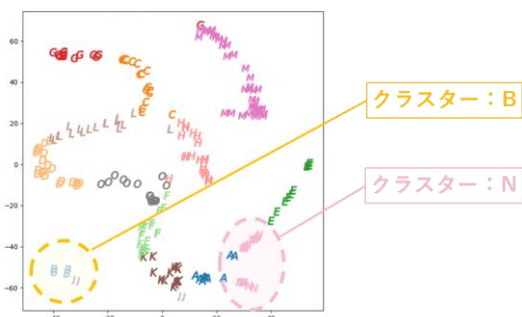


図 6 クラスタ数 15 における埋め込み特徴量の分布

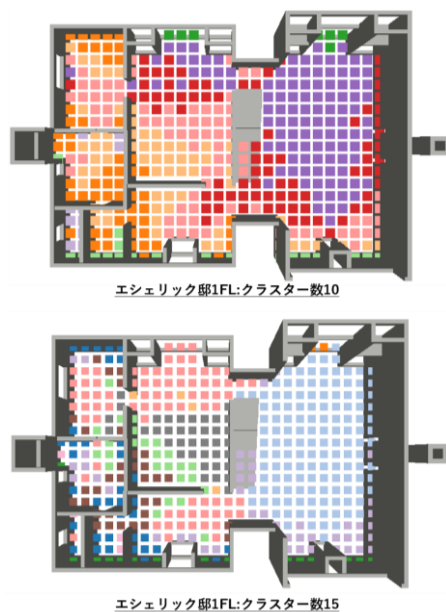


図 7 エシェリック邸 1FL のクラスタリング結果の比較

4. まとめ

本研究では、3D isovist により得られる可視領域を表現した点群に対して、深層学習を用いたクラスタリングを行い、同時にその過程で得られた特徴量から視界特性の分析を行った。特徴量を分析することで空間の様々な特徴を学習することができていることを確認した。しかし、中には単純な視界の広がりといった特徴に基づいて分類されてい

ると考えられるものが多く、より複雑な特徴に基づいた分類を学習することが望まれる。また、本研究では、ネットワークへの入力には三次元座標のみとしているが、今後は視線が衝突したオブジェクトの属性情報なども加えた入力での検証を行うなど、引き続き研究を進めたい。

【注釈】

- 注1 壁などの遮蔽物を介さない可視領域と不可視領域の境界であることから、不可視領域の広がりを目指す。
- 注2 文献ではいずれの指標も二次元に限定せず記述されているが、ここでは簡単のため二次元の用語を用いている。
- 注3 テンソルと呼ばれる多次元の配列。後述する特徴量として用いられる場合、ベクトル (一次元のテンソル) であることが多い。
- 注4 トゥーゲンハット邸、フィッシャー邸の地下階は、ユーティリティとしての空間であるため、本研究の対象外とする。

【参考文献】

- 1) M. L. Benedikt, To Take Hold of Space: Isovists and Isovist Fields, Urban Analytics and City Science, Volume 6 Issue 1, 1979
- 2) 清水、他、自己組織化マップを用いた場所毎の視界幾何特性の類型化 —見えの大きさによる複数建築の横断的分析手法の提案—、第 43 回 情報・システム・利用・技術シンポジウム、pp.442-447、2020
- 3) 廣瀬、他、建築空間の視界幾何特性分析ツールの開発 開口部から見える景色の視界幾何特性分析手法の提案、第 43 回 情報・システム・利用・技術シンポジウム、pp.284-287、2020
- 4) Fujii, et.al., A Quantitative Analysis of Natural Surveillance at Elementary Schools -Evaluation Method Based on Perspectives from Both Outside Visibility and Visibility from Inside Buildings, Journal of Asian Architecture and Building Engineering, Vol. 12, No.1, pp.17-23, 2013
- 5) 宮崎、3D Isovist Graph 解析システムの開発と応用、日本建築学会計画系論文集、84 巻、765 号、2019
- 6) 安田、他、深層学習を用いた内外の曖昧さの記述に関する基礎的研究 可視領域を入力とした内外判別機の誤判別、第 42 回 情報・システム・利用・技術シンポジウム、pp.124-129、2019
- 7) Takizawa, et.al., 3D Spatial Analysis Method with First-Person Viewpoint by Deep Convolutional Neural Network with Omnidirectional RGB and Depth Images, Proceedings of the 35th eCAADe Conference, Volume 2 pp. 693-702, 2017
- 8) Yoshimura Y., et.al., Deep Learning Architect: Classification for Architectural Design Through the Eye of Artificial Intelligence, Computational Urban Planning and Management for Smart Cities (CUPUM) 2019.
- 9) 藤井、可視領域に基づく建築・都市空間の計量的分析手法とその適用、立命館大学博士論文、2015
- 10) Xu Ji, et.al., Invariant information clustering for unsupervised image classification and segmentation, ICCV, 2019
- 11) Charles R. Qi et.al., PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017
- 12) L. van der Maaten, et.al., Visualizing Data using t-SNE, Journal of Machine Learning Research 9 (2008), pp.2579-2605, 2008