

ニューラルネットワークによる空間の可視領域の判別

○安田 溪^{*1} 三浦 研^{*2}

キーワード：機械学習 判別器 アイソビスト 可視

1. 序論

1.1 問題の例

本論文の主要なアイデアは、ニューラルネットワークを用いて、ある空間の可視領域の形態からその空間の類型を判別 (classify) することである。まず初めに、簡単な問題を例示する。Fig.1のように、R(丸い空間)とS(四角い空間)の空間を知っているとき、ある見え方 (appearance) はどちらの空間内で経験したものか判別するという問題を考える。

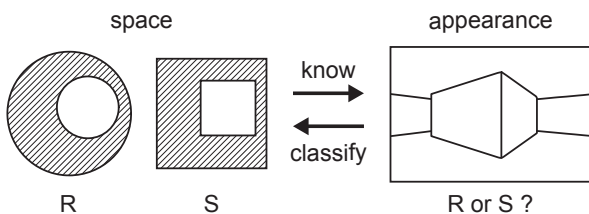


Fig. 1 Classification of spaces from appearance

このように、複数の空間において見え方を経験しているとき、与えられた見え方がどの空間のものか、もしくはどの空間に近いのか判別するという問題を考える。

1.2 研究の貢献

本論文で示す貢献は以下の通りである。

- 建築空間を2次元平面とし、ある視点からの見え方をその視点からの奥行きとして、ニューラルネットワークによる空間の判別器を作成した。
- 判別器が正答・誤答する場所を、学習した空間にとって独特・共通な場所と捉えて可視化した。

我々はこれらの貢献を萌芽として、例えば空間の見え方の均質性・多様性を評価するような空間評価手法に発展できると考える。

2. 問題と解決方法

2.1 例題と解決方法

Fig.1で示した問題の具体例から、本研究で取り扱う問題の解決方法を考える。以下のような課題が挙げられる。

- 空間をどのように記述するか。
- 見え方をどのように記述するか。
- 空間の見え方をどのように経験するか。
- 経験しておいた見え方に対して、与えられた見え方Aの類似性をどのように評価するのか。

2.2 問題の解決方法と idea

以上のような課題に答えるため、本論文では以下のような方法を採用する。

- 空間を2次元の平面とする。
- 見え方を isovist から得られる視深度として扱う。
- 平面内に一様にランダムに視点を配置し、その視点から見え方を得る。
- 見え方と空間の判別をセットとした学習データに対してニューラルネットワークの学習を行い、判別器を作成する。

3. 解決方法の詳細

3.1 空間と isovist

Benedikt¹⁾を参考にして本論文で取り扱う空間と isovist を定義する。ユークリッド二次元空間 E^2 において、自己交差のない境界 δD で囲まれる領域 D と、線や曲線、多角形で構成される障害物 O 及びその境界 δO を考える。空間 S は次のように定義できる。

$$S = \{s \mid (s \in D) \cap (s \notin (\delta D \cup \delta O \cup O))\}$$

すなわち、障害物や境界上に含まれない領域をここでは空間と呼ぶ。またこの空間は閉じた空間となる。障害物は S が $S \neq \emptyset$ であり、また、ひとつながりであるように配置する。

視点 p から得られる可視領域である isovist V_p は下式のようにして表現できる。

$$V_p = \{v \in S \mid v \text{ is visible from } p\}$$

3.2 視深度と視深度列

視深度は早瀬ら²⁾による研究をふまえて、以下のように定義する。空間 S 内における点 p を視点とする。 x 軸と角度 θ をなす単位ベクトルを \vec{u} とし、 \vec{u} から角度 ϕ をなす方向に視線を向ける。その視線があたる δD または δO 上の点を $q_{\theta, \phi}$ とし、視深度 $d_{p, \theta, \phi}$ を

$$d_{p, \theta, \phi} = pq_{\theta, \phi}$$

と定義する。また、周囲を見回すことを考え、 ϕ を $0 \leq \phi < 2\pi$ の範囲で変化させる。ここで、角度を分割する自然数 n を用いて、角度についての等差数列 $\{\phi_n\}$

$$\{\phi_n\} = k \cdot \frac{2\pi}{n} \quad (k = 0, 1, 2, \dots, n-1)$$

を用いて、以下のように視深度の行列である視深度列 $D_{p,\theta,n}$ を得ることができる。

$$D_{p,\theta,n} = [d_{p,\theta,\phi_0}, d_{p,\theta,\phi_1}, \dots, d_{p,\theta,\phi_{n-1}}]$$

isovist V_p 及び視深度 $d_{p,\theta,\phi}$ は Fig. 2 のように得ることができる。

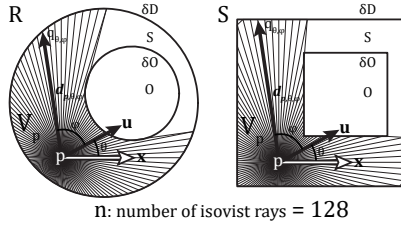


Fig. 2 Definition of isovist V_p and view depth $d_{p,\theta,\phi}$

isovist V_p は、計算幾何学でいう Visibility Polygon である。頂点数が有限な多角形内で Visibility Polygon を正確に得る注1)には、空間の全ての頂点の方向に対して視線を放ち、当たった点を結ぶ必要がある。ただし n が十分に大きければ $\{\phi_n\}$ で視線を放って当たった点を結んで得られる isovist V_p は、正確に得る Visibility Polygon に計算上近似可能であると考えられる。

3.3 視深度列を計算する

空間内にランダムに視点 p を複数配置し、またそれぞれの p に対して視線の方向 θ をランダムに与える。グリッド状に配置すると方向性の情報が混入してしまう可能性があるためである。Fig.3 に isovist と視深度列を示す。

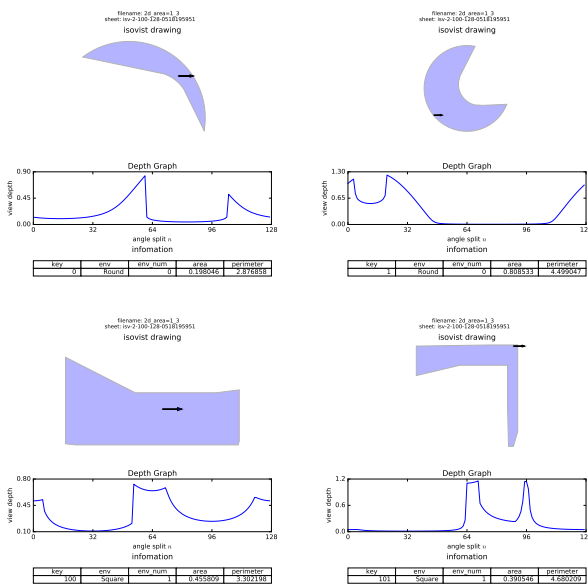


Fig. 3 isovist and view depth

3.4 ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークの入力データは視深度列 $D_{p,\theta,n}$ 、出力データはその空間のラベルとした判別器を定義する。ニューラルネットワークは3層の全結合ネットワークとして、入力層のユニット数は視深度列の視線数 $n = 128$ 、隠れ層と出力層はそれぞれの実験によって適切なユニット数とした。活性化関数は ReLU を用いた。出力層は損失関数として softmax 交差エントロピー関数を用いた。学習エポック数は誤差が変化しなくなるような適切な数に設定した。

4. 実験

4.1 実験1: 2クラス分類

Fig.1で示したような2つのドーナツ型の空間 R,S に対して1000点ずつ視点を配置し、テストデータ:1600、検証データ:400としてランダムにサンプリングを行った。空間の面積を1となるようにする。面積を1に統一することによって、内部に同じ数の観測点を配置した時の観測点の密度が同じになるので、形態の違いの評価をすることができる。学習の量は100エポックとして学習を行った。検証データに対する精度は0.9775となった。Fig.4,5に判別器が判別を間違えた視点とその見え方の isovist を示す。これらの図形の描画と視震度の計算は、モデリングソフト Rhinoceros 及びプラグイン Grasshopper とプログラミング言語 Python を用いて行った。

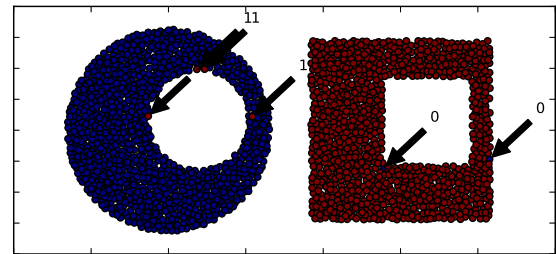


Fig. 4 判別を間違えた点。矢印で示す。

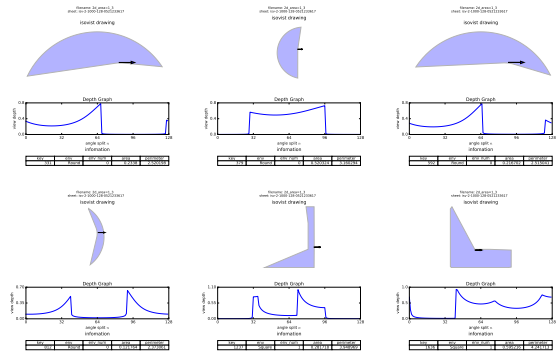


Fig. 5 判別を間違えた見え方

これらの判別を間違えた視点の特徴は点が空間の境界のすぐ横にあることである。視深度列のグラフを見るとわかるが、境界のそばから視点をとることで約 180 度の視野は深度がほぼ 0 になる。深度 0 が連続するという見え方が類似しているのであるが、このようなそれぞれの空間を他の空間であると誤判別するという事は、その誤判別した空間と類似しているということができる。

ただし 97% という高精度で判別できており、同じようなスケール感の空間でも直線と曲線の微妙な変化の違いを判別器が読み取っていることが伺える。

4.2 実験 2：多クラス分類

実験 1 の 2 図形は穴が偏心していたが、穴が中央にあるものを加えて 4 クラスの分類を行った。この実験では穴の位置もしくは円・四角形どちらかを誤判別するだろうという仮説を持って行った。結果としては四角形の偏心したもの (3) が最も誤判別が多く、穴が中心の円 (1) が最も誤判別が少なかった。特に穴の位置や円・四角同士で間違えるのが多いという訳ではなかった。これは穴が中心の円の見え方は最も均一であり、穴が偏心した四角形は見え方が多様である。見え方が多様な方が他の図形での見え方をカバーしているため、誤判別が多くなる。

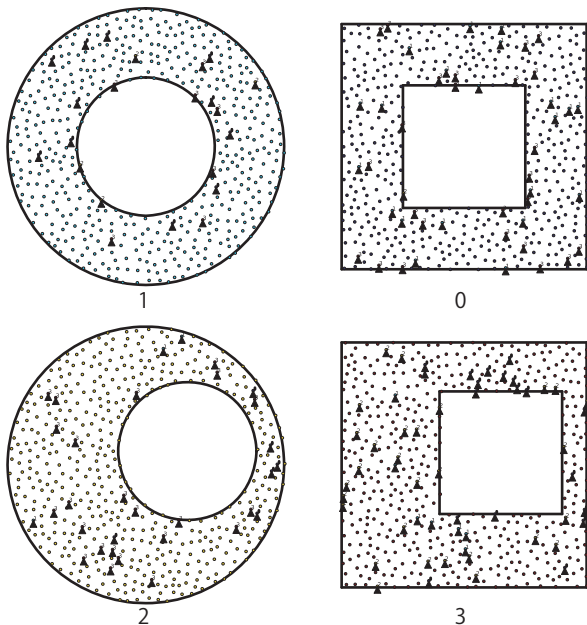


Fig. 6 穴の偏心・中心と円・四角の 4 クラス分類

ただしこの実験は 1000 エポックの学習を行ったが、テストデータに対してはほぼ 100% の精度であったものの、検証データに対しては 61% にとどまった。テストデータに対して過学習している可能性があるため、より高精度になるような設定を行う必要があるだろう。

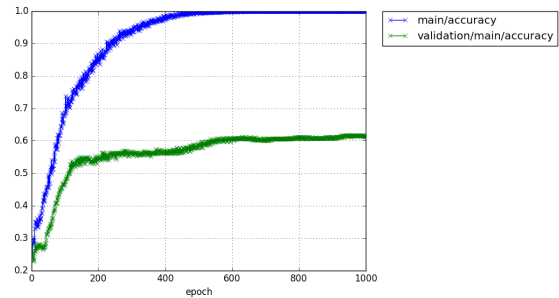


Fig. 7 実験 2 でのエポック数と精度の関係

4.3 実験 3：テトリス型図形の多クラス分類

4 つの正方形を繋いでできる形は線対称のものを含めて 7 つある (Fig.8)。ゲームのテトリスで扱う形であるが、これについて判別器の学習を行った。可視領域が似ている部分がより多い空間を扱う。

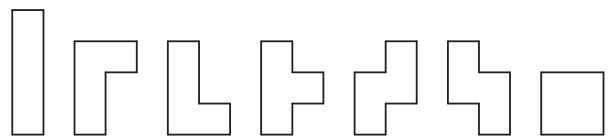


Fig. 8 7 種類のテトリス形

これは 300 エポックでテストデータに対して 85%、検証データに対して 55% の精度となった (Fig.9)。テストデータに対する精度が実験 2 と異なり、高々 85% で止まっている。すなわち空間自体に見え方の似ているかもしくは同一の部分がある。

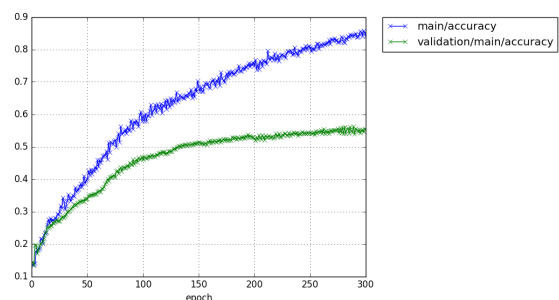


Fig. 9 実験 3 でのエポック数と精度の関係

これを判別器にかけると、I 型や O 型のものほとんど見間違えておらず、それに対して 1 マスの凸の部分で誤判別をしていることがわかる (Fig.10)。



Fig. 10 判別器にかけた結果

5. 可視領域の関連研究との関係

5.1 包囲光配列と isovist

視覚的に知覚された空間はどのように記述すればよいか。M.L.Benedikt は空間の境界に囲まれた領域内の任意の地点からの可視集合を **isovist** と定義した。この **isovist** の面積や周囲長、放射の分散などを計算することによって定量的に空間を分析できるとした¹⁾。このようにして空間を可視領域による分析を通して定量的に評価しようとする方法は画期的であるが、**isovist** の図形をそのまま評価することができない、すなわち面積が同じ円と正方形の **isovist** は同じ可視量となってしまう。また例えば「空間の丸さ」のような評価するためには **isovist** 図形を何かしらの計算をして値を得るという考え方では困難である。そのためには図形できるだけそのまま評価することを考えたい。

5.2 視深度

早瀬らは 2 次元 **isovist** の視深度を方位角ごとにプロットした視深度グラフを考案し、近代住宅作品の通覧的な評価や単純図形と心理量の相関関係を分析し、北川らは視深度グラフを用いて住宅作品の壁と開口部の類型化や茶室空間の広がり の考察を行った²⁾。この時の視深度は **isovist** の放射の長さであり、これらを用いて精緻な分析が可能であることから、放射の長さの配列を用いることの有効性を伺うことができる。**isovist** で求める可視量、周囲長、放射分散や平均などは基本的に全て視深度列から求めることができる統計量である。それらの統計量はわかりやすいものの、多くの情報を捨てていると考えられる。それらから **isovist** の形態を再現することはできない。それに対して、視深度から **isovist** の形を再現することができるため、多くの形態の情報が保存されていると考えることができる。ただし視深度の配列は数値の羅列でありそのままでは意味読み取ることができないため、一度グラフにしてその意味を人間が読み取りながら分析を行う必要がある。ここで視深度配列をグラフ化することによって取りこぼしているかもしれない情報まで含めて評価したい。本研究の貢献の一つは、このような「微妙さ」をニューラルネットワークを用いることで評価する可能性を示すことである。

6. 結論

本報では、空間をその内部の複数の視点から取った視深度列に変換する手法を示した。また視深度列を入力と

したニューラルネットワークによる判別器では、ある精度で空間を判別できることを示した。学習する空間群によって精度は変わる。その精度の大小で空間の類似性を評価する可能性を示した。また判別器の正解・不正解のプロットからその空間固有の地点や共通の地点を可視化する手法を示した。

課題としては、より微妙な差異や、形態の表層には出てこない類型を分析するための NN モデル (CNN の導入など) を行うことや、今回は「空間とラベルが対応するもの」のみを扱ったが、複数の空間に対して同じラベリングを行うか、同じ空間の中でも場所によって異なるラベリングを行った判別を試したい。

[参考文献]

- 1) M. Benedikt, : To take hold of space : isovists and isovists fields, *Environment and Planning B*, 6, pp.47-65, 1979
- 2) HAYASE, Y., TANAKA, M., KONDO, S. & WAKAYAMA, S : A STUDY OF ARCHITECTURAL PLAN DESCRIPTION AND EVALUATION WITH "SIGHT-DEPTH", *J. Archit. Plan.* vol.484, pp.123-128, 1996 早瀬幸彦, 田中理嗣, 近藤正一, 若山滋: 「視深度」による建築平面記述・評価の研究, 日本建築学会計画系論文報告集, vol.484, pp.123-128, 1996

注

注 1) 頂点数が有限な多角形内では全ての頂点に対して視線を放つことで得ることができるが、例えば直線で構成されるフラクタル図形では頂点数を決定することができないため、この正確な方法では得ることができない。また曲線で構成される空間の場合は、遮蔽縁を決定するため、これも別の方法が必要である。なお、このような空間においても、角度を n 等分して視線を放つ方法は有効である。

*1 京都大学工学研究科建築学専攻博士課程・修士 (工学)

*2 京都大学工学研究科建築学専攻教授・博士 (工学)