

# Liminal-Space の構造的特徴の分析と AI による生成

滝晃一<sup>†1</sup> 川合康央<sup>†1</sup>

**概要**：本研究では、リミナルスペースと呼ばれる空間の視覚的特徴を、画像処理に基づいて定量的に分析した。リミナルスペースは、「不気味さ」「空虚さ」「違和感」といった主観的印象によって語られることが多い一方で、それらの感覚がどのような視覚的要素に起因するのかについては、十分な定量的検討が行われていない。本研究では、SNS 等から収集したリミナルスペース画像と通常空間画像を対象に、明度、彩度、エッジ密度、構図の中心性といった視覚的特徴量を抽出し、両者の分布差および相関構造を分析した。結果、リミナルスペース画像は、低明度、低エッジ密度、高い彩度のばらつきを特徴とする傾向を示した。さらに、リミナルスペース画像のみを用いて学習した生成 AI (LoRa) による画像生成を行い、生成画像の特徴量を既存画像群と比較した。結果、生成画像は一部の視覚的特徴においてリミナル的傾向を示すものの、特徴量全体としては通常空間に近い分布を持つことが確認された。

## 1. はじめに

近年、SNS やインターネットなどを通じて「リミナルスペース (liminal space)」と呼ばれる空間が注目されている。これは、学校の廊下や廃墟、深夜のショッピングモールなど、日常的な空間でありながら人の気配がない、あるいは時間や空間のつながりが感じられないような場所である。こうした空間は「不気味」「懐かしい」「夢のよう」といった感覚を呼び起こすことが多く、人々の感情に強い印象を与える。しかし、リミナルスペースが持つ独特な雰囲気が具体的にどのように視覚的要素に由来するかについては、いまだ定量的な研究は少ない。

本研究では、リミナルスペースと通常空間の画像を比較し、画像処理による特徴量の抽出から両者の違いを明らかにすることを目的とする。本稿では特に、明度、彩度、エッジの密度といった視覚的特徴量を用いて、その分布の比較や相関分析を行い、リミナルスペース特有の傾向を明らかにする。これにより、人がリミナルスペースに対して直感的に感じる「違和感」やその「境界」を、画像データを通じて説明する基盤を築くことを目指すこととする。

## 2. 先行研究

視覚的特徴を用いた感情分類の研究では、人間が画像を見た時に感じる「幸福」「恐怖」「懐かしさ」といった感情を、画像の明度、彩度、コントラスト、構図といった視覚的特徴量に基づいて分類するモデルを提案している。被験者に多数の画像を提示し、そこで感じた感情をラベリングすることによって、感情と画像特徴との相関を分析している。特徴的な点として、画像に対する印象の定量化というアプローチをとっており、視覚的に漠然とした人間の感覚を数値化でとらえるという意味で、本研究と類似の構造を持っている。この研究は、視覚的要因が感情形成にどう影響するか探るものであり、感性工学などで評価されている。

エリー・スペース：境界美学への計算機科学的アプローチの研究では、「リミナルスペース画像」として SNS に投稿

された数百枚の画像を収集し、それらを機械学習によって分類・分析している。ここでは、構造の対称性、空間の開放度、奥行き感、色調の寒暖などの特徴がリミナルらしさに強く付与していたとしている。また、人の不在や時間帯（夕方・深夜）の傾向も重要な視覚的要素とみなしており、それらが心理的「不気味さ」「孤独感」と結びつくことを指摘している。

## 3. 本研究の位置づけ

本研究では、「リミナルスペース」と呼ばれる空間に対して、人が抱く曖昧さや違和感といった感覚を、画像処理による定量的な分析を通じて明らかにすることを目的とする。先行研究では、主に感性評価や心理的印象をアンケート等で測定する手法が多く、視覚的特徴を数値として比較・分析するアプローチは限定的であった。そこで本研究では、画像から得られる明度・彩度・エッジ密度といった視覚特徴量を抽出し、リミナルスペースと通常空間の違いを統計的に比較することで、客観的にその傾向を明らかにする。本手法により、空間デザイン等への応用可能性も見込まれる。

## 4. 方法

### 4.1 データセットの構築

リミナルスペースのみを集めた画像データセットは存在しないため、本研究では、実験に必要な画像を収集・調整し独自のデータセットを構築した。リミナルスペース画像については、X (旧 Twitter) や Instagram などといった SNS から #liminalspace 等のタグを参照して、手動で収集を行った。また、Google 画像検索に対しスクレイピングを実施し、類似する画像の収集も行った。収集した画像は、重複や不適切な画像を除去したうえで、最終的に 1,000 枚ほどとなった。一方、比較対象として必要な「通常空間」の画像についても同様の方法を行い、日常的な印象を与える画像 1,000 枚をランダムに選定した。これにより、1,000 枚

<sup>†1</sup> 文教大学  
Bunkyo University

ずつ、計 2,000 枚の画像データセットを構築した。画像は図 1 のような形で分けられている。



図 1 リミナル画像（左・中央）と非リミナル画像（右）

#### 4.2 特徴量の定義と抽出

本研究では、収集したリミナルスペース画像と通常空間画像に対して、視覚的印象の違いを定量的に捉えるため、複数の視覚的特徴量を定義し、抽出を行った。リミナルスペースがもたらす図 2 のような「不気味さ」や「空虚さ」「人工性」「孤立感」といった印象は、主観的な判断に左右されやすく、客観的な比較が困難である。そこで、画像そのものの色情報や構造的情報に着目することで、これらの印象に関連する可能性のある視覚的特徴量を数値として記録し、統計的分析が可能なデータ構造に変換することを目的とした。



図 2 リミナル画像データ

分析においてまず注目したのは、「明度 (Brightness)」である。リミナルスペースに分類される画像には、図 2 のように光源が不自然に強調されたものや、逆に全体が薄暗く統一されているものも多く見られる。こうした視覚的特性は、画像全体の明度の平均値や分布として定量化可能であると考えられる。そこで、各画像を RGB 形式から HSV 形式への変換を行い、各画素の V 値 (Value) を抽出し、その平均値を各画像の明度と定義した。明度のばらつきについても標準偏差を求め、空間内の光の均質性・異質性の指標として使用する。

次に、「彩度 (Saturation)」に着目した。リミナルスペース画像の多くは、色彩が抑えられており、無彩色や彩度の低い単一の色相に偏ったものが多い。このような特徴は、彩度が低く保たれている画像として定量的に把握できる。彩度の定義は HSV 形式に基づき、各画素の S 値 (Saturation) を抽出し、画像ごとに平均値を算出した。高彩度の画像が少ないという傾向が確認できれば、リミナル性の一要素として彩度が寄与している可能性が示唆される。

三つ目に取り上げる特徴量として、「エッジ密度」がある。これは画像中にどれほどの輪郭線が存在するかを示すもの

で、空間の構造的複雑性や情報量を示す尺度として有効である。リミナルスペースの画像は、空間的に大きな空白を含むものや、反復的な構造が単調に続く画像が多く、これらは一般にエッジ密度が低いと予測される。本研究では Canny エッジ検出アルゴリズムを用いて画像内の輪郭を検出し、画素数に対するエッジ画素の割合を算出することでエッジ密度を定義した。

さらに、本研究では補助的な特徴量として、「構図の中心性」にも注目した。リミナルスペース画像では、被写体が画面中央に配置されていない場合や、焦点の定まらない構図が多く見られる。これを定量的に扱うため、各画像に対して輝度の重心を計算し、それが画像中心からどれだけ離れているかを、ユークリッド距離によって算出した。これにより、視覚的な重心のズレがリミナル性と関係しているかどうかを検討できる指標とした。

これらの特徴量は、すべて Python の OpenCV および NumPy ライブラリを用いて一括処理されるスクリプトを作成し、収集した各画像に対して同一の条件で適用された。抽出されたデータは、画像ごとに以下のような構成で CSV ファイルとして保存された。

filename	brightness_mean	brightness_std	saturation_mean	saturation_std	edge_density
10.jpg	108.6039124	37.82893302	113.7176208	61.50714446	0.127426147
11.jpg	64.64193726	54.40802833	62.12135315	37.91925382	0.054443359
12.jpg	81.73477173	59.66579794	57.27406311	51.39905923	0.1275177
13.jpg	64.77005005	45.48108668	77.86630249	57.37624948	0.084182739
14.jpg	15.55633545	21.89276623	105.733963	91.38828121	0.019470215
15.jpg	28.62910461	25.12040331	152.6452484	26.45845183	0.022628784
16.jpg	77.39126587	66.52610429	96.68736267	71.8268108	0.098632813
17.jpg	20.5459137	21.40358241	75.6668396	59.65852533	0.081237793
18.jpg	29.71362305	25.47696057	154.8746033	66.39327969	0.023971558

図 3 csv データ画像の例

このように定義された特徴量によって、各画像が持つ視覚的な特徴を統一的な形式で記述することが可能となった。さらに、リミナルスペース画像とそれ以外の画像との間で、これらの数値的傾向にどのような違いがあるのかを分析することで、「違和感」や「空虚さ」といった人間の主観に関係するパターンを明らかにしていくことが可能になる。

加えて、本研究では、特徴量分析の妥当性を検証するための補助的手法として、生成 AI を用いた画像生成を行った。具体的には、Stable Diffusion v1.5 を基盤とし、低ランク適応 (Low-Rank Adaptation: LoRa) を用いて、リミナルスペース画像のみからなるデータセットを学習させた。LoRa は、事前学習済みモデルの重みを保持したまま、特定の視覚的傾向を効率的に学習可能な手法であり、小規模データセットにおいても安定した学習が可能である。学習後の LoRa モデルを用いて、公園画像を入力とする画像変換を行い、リミナルの特徴を反映した画像を複数枚生成した。生成された画像に対しても、前述と同一の特徴量抽出手法を適用し、明度、彩度、エッジ密度および構図の中心性を数値化した。

さらに、生成画像の特徴量ベクトルと、既存のリミナルスペース画像および通常空間画像の特徴量平均との差をユークリッド距離によって算出し、生成画像がどのクラスに近いかを定量的に評価した。加えて、すべての画像の特徴量に対して主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA) を適用し、次元削減後の 2 次元空間上に可視化することで、生成画像がリミナル画像群通常空間画像群のどちらに近い位置に分布するかを視覚的に検討した。これらの分析により、生成 AI が学習した視覚的特徴と、人手で定義したリミナル性の指標との対応関係を、多角的に検証した。

## 5. 結果

本研究では、収集した画像群に対して複数の特徴量を抽出し、それぞれのラベル (例: liminal/normal) における分布の違いおよび相関構造を分析した。その結果、いくつかの特徴量において顕著な傾向が確認された。

まず、明度 (brightness mean) の比較からは、リミナルスペース群が全体として低い明度傾向を示していることが明らかとなった。中央値はリミナル群で約 90 前後に位置し、対して通常群では約 140~150 付近に集中している。さらに、リミナル群における最小値は極端に低く (およそ 10 未満)、これは極端に暗い画像の存在を示唆している。一方、通常群においては最低でも 50 程度の明度が確保されており、明度の下限にも一定の基準が見られた。全体的な分布幅もリミナル群の方が広く、ばらつきが大きい。平均値を示す×印も、通常群の方が明らかに高い位置にあることから、リミナルスペースが視覚的に「薄暗い」印象を形成しやすいことが数値上でも裏付けられた (図 4)。

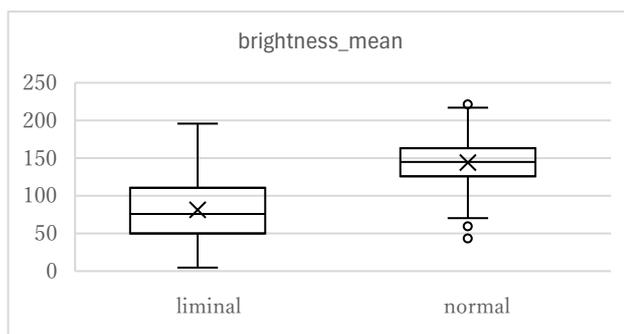


図 4 明度の比較

次に、画像のエッジ密度について比較した。通常画像は平均的に高いエッジ密度を有しており、リミナルスペース画像との間に明確な差異が確認できた。中央値は通常群で約 0.2 前後に位置し、リミナル群では 0.1 前後に留まっている。また、上位四分位数に注目すると、通常群では 0.25 を超えている一方で、リミナル群では 0.15 程度で頭打ちになっている。これは、通常空間の方がより多くの輪郭線・物体の境界・構造的な情報を有していることを意味する (図 5)。

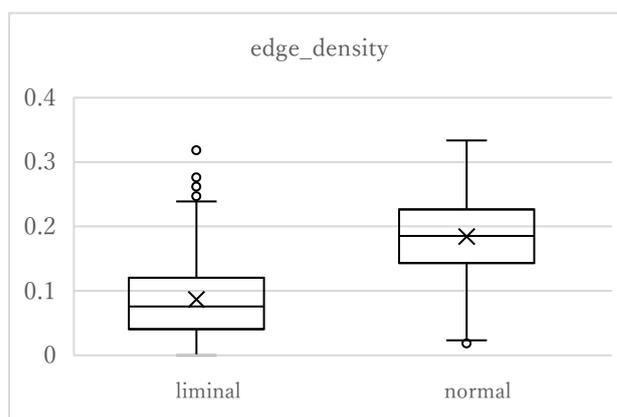


図 5 画像エッジ密度の比較

リミナルスペース画像は相対的にエッジ情報が希薄であり、空間的な輪郭が曖昧または単調である可能性が高い。これは視覚的に「何か欠けている」「現実性が薄い」という印象を形成する基盤の一つとして解釈できる。外れ値がリミナル群に多く見られる点も特徴的で、特定の画像ではエッジが多いケースも散見されるものの、それはあくまで例外的存在であると考えられる。

彩度 (saturation mean) においても顕著な差が見られた。平均および中央値の双方において、リミナル群の方が明らかに高い値を示しており、特に中央値は約 100 に位置している。一方、通常画像では中央値は 70~80 程度であり、上位四分位数も 100 に達しないケースが多く、全体的に控えめな彩度分布を持っている。ここで興味深いのは、リミナル画像が暗いにもかかわらず、彩度は相対的に高くなる傾向があるという点である。つまり、照度が低いのに色味が強いという現象が発生しており、これがリミナルスペースの非現実的・不気味な印象の形成に寄与している可能性がある。また、リミナル群においては最大値が 230 を超えている点から、極端に色が強調された画像も含まれており、視覚的なノイズや違和感の誘発要因となり得る。(図 6)

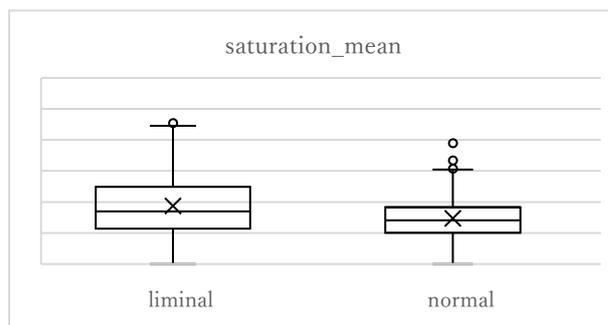


図 6 彩度の比較

総じて、リミナルスペース画像は明度が低く、エッジが少なく、彩度が相対的に高い傾向を持つことが明確になった。これらの特徴は、通常空間画像と比較した際に視覚的違和感や非現実感、あるいは孤独感といった感情的反応を引き起こす背景として重要な要素と捉えることができる。特に、暗く彩度の高い空間は日常生活においてあまり見ら

れず、心理的には「意味づけできない空間」として脳が処理する可能性がある。これにより、観察者の注意は空間全体ではなく、特定の色彩や影、エッジの希薄さに引き寄せられ、リミナルスペース特有の“空間に対する「違和感」や「実在感の欠如」という感覚が生じる。さらに、三つの指標全体を通して見たときに、リミナル群のほうが外れ値やばらつきが大きく、視覚的特徴の一貫性が低いという点も指摘できる。このことは、リミナルスペースの定義自体が曖昧であるという現象と重なり合い、多様な形で「異常さ」や「空白感」が表現されることを示唆している。

次に、リミナルスペース画像を学習した生成モデルによって得られた画像群について、同様の特徴量に基づく比較分析を行った。生成画像群に対して、明度、彩度、エッジ密度、および構図の中心性を算出し、既存のリミナル画像群および通常画像群との分布の違いを比較した。生成画像群は、リミナル画像群および通常画像群と同一の特徴量空間上に配置し、分布傾向の違いを定量的に検討した。

図7に明度平均の比較結果を、図8に彩度平均の比較結果を、図9にエッジ密度の比較結果をそれぞれ示す。

明度に関しては、生成画像群の中央値および四分位範囲は通常空間画像群に近い値を示しており、リミナルスペース画像群の低明度分布とは明確な差が確認された。

彩度についても同様に、生成画像群は通常画像群と近い分布を示し、リミナルスペース画像群で観察された高彩度側への広がりは限定的であった。

一方、エッジ密度においては、生成画像群は通常空間画像群より低く、リミナルスペース画像群よりは高い値を示し、中間的な分布を持つことが確認された。

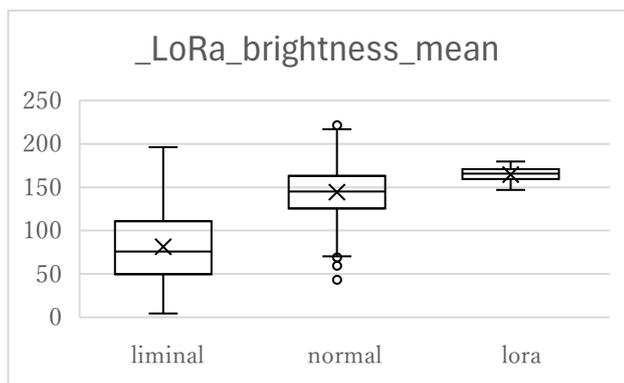


図7 LoRaを含めた明度比較

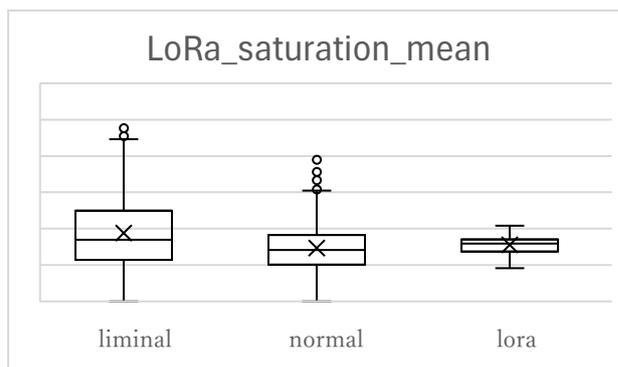


図8 LoRaを含めた彩度比較

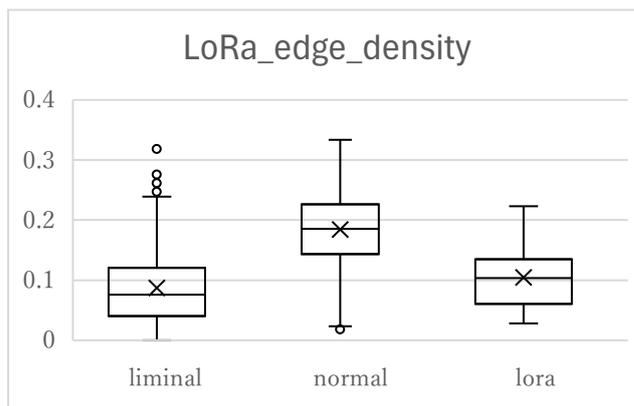


図9 LoRaを含めたエッジ密度比較

続いて、特徴量の平均ベクトル間のユークリッド距離を算出した結果を図10に示す。その結果、生成画像群はリミナルスペース画像群よりも通常空間画像群に近い距離を示した。このことから、生成画像群は特徴量全体の平均的傾向において、通常空間画像群により近い位置にあることが確認された。特に、明度およびエッジ密度といった空間構造に関わる特徴量において、生成画像群はリミナルスペース画像群の分布域に十分に到達していない傾向が見られた。

```
PS C:\Research & C:\Research\venv\Scripts\Activate.ps1
(venv) PS C:\Research & C:\Research\venv\Scripts\python.exe c:/Research/画像収集コード等/lora/Euclid.py
LoRa -> Liminal の距離: 84.77516969112266
LoRa -> Normal の距離: 20.963506760096298
▲LoRa画像は Liminal よりも Normal に近い
(venv) PS C:\Research
```

図10 ユークリッド距離の結果

さらに、複数の特徴量を統合的に把握するため、主成分分析 (PCA) による二次元可視化を行った結果を図11に示す。主成分空間上では、リミナルスペース画像群と通常画像群が一定の分離を示しているのに対し、生成画像群は両群の中間領域、あるいは通常空間画像群に近い領域に分布する傾向が確認された。この分布から、生成画像群は一部の特徴量においてリミナル画像群に近い性質を示すものの、特徴量全体の構造としては通常空間画像群の分布に重なる割合が高いことが示された。

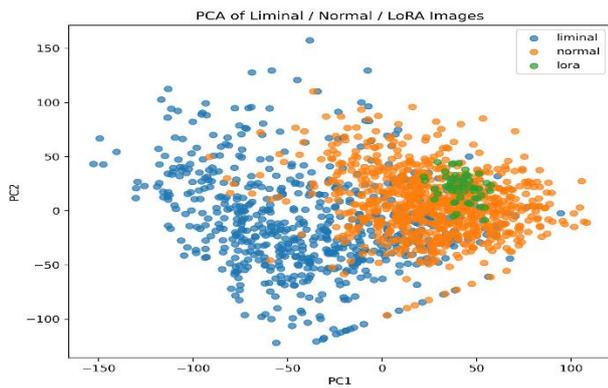


図 11 PCA 結果

これらの結果から、リミナルスペース画像と通常空間画像の間には複数の視覚的特徴量に基づく分布差が存在する一方で、生成画像群はその中間的、もしくは通常空間画像群寄りの特徴分布を示すことが明らかとなった。また、単一の特徴量のみでは群間の完全な分離は確認されず、複数の特徴量の組み合わせによって初めて分布構造の違いが可視化されることが示された。

## 6. 考察

本研究では、リミナル・スペース (liminal space) と通常空間 (normal space) の視覚的特徴を客観的に比較するため、輝度平均 (brightness mean)、エッジ密度 (edge density)、彩度平均 (saturation mean) といった 3 つの画像特徴量に着目し、統計的傾向の分析を行った。その結果から、リミナル空間の視覚的曖昧さや異質性に関するいくつかの示唆が得られた。

まず、輝度平均の比較において、リミナルスペース画像群は通常空間画像群に比べて平均輝度が有意に低く、分布のばらつきが大きい傾向が確認された。具体的には、リミナルスペース画像の輝度値は全体として暗めでありながら、一部に極端に明るい値を持つ画像も含まれており、その結果として四分位範囲も広がっている。このような結果は、リミナル空間に共通して存在する「不気味さ」や「非現実感」の視覚的基盤の一部を説明していると考えられる。人間の視覚は明るさによって空間の「開放感」や「安心感」を感じる傾向があるが、リミナルスペースにおける低彩度の傾向は、その逆に「閉塞感」や「視認困難性」を誘発し、心理的に不穏な印象を強める要因となり得る。また、明暗のばらつきが大きいという特徴は、視覚情報の統一性を欠き、認知的に空間を把握しづらくさせる。これはリミナル空間の持つ「場所としての意味の不明確さ」に通じる視覚的表現である可能性がある。

次に、エッジ密度に関する分析では、リミナルスペース画像の方が低いエッジ密度であり、空間内の構造的情報が希薄である傾向が観察された。エッジ密度は画像中の輪郭の多さを示す指標であり、これが低いということは、物体

の境界が不明瞭であり、細部の情報が少ないことを意味する。この点において、リミナルスペース空間は視覚的に「構造の曖昧さ」や「境界の不確かさ」といった性質を持っていると解釈できる。実際、リミナルスペースの多くは、空間的な用途や機能がはっきりしない状態、例えば、人が存在しない駅のホームや誰もいない学校の廊下のような状態であり、その曖昧さが視覚的にも輪郭の少なさという形で表れていると考えられる。また、構造の情報量が少ない画像は、見た者にとって解釈の余地を多く残し、想像力を喚起する側面がある。このような視覚特性は、リミナルスペースが見る者に不確かさや記憶の断片を呼び起こすという感覚に結びついている可能性がある。

最後に、彩度平均の分析では、リミナルスペース画像の方が高い平均彩度を持つという結果が得られた。通常、リミナルスペースは「色彩が薄い」「セピアがかかった」印象を持たれやすいが、本研究におけるデータではむしろ逆の傾向が示された。これは一見すると直感に反する結果だが、実際には彩度の高さが一様に存在しているわけではなく、一部に非常に彩度の高い画像が混在していることがボックスプロットから確認できる。そのため、リミナルスペース画像における彩度分布は広く、極端な彩度を持つ画像が平均値を押し上げている可能性がある。特に、過去の記憶や夢の中のような非現実的な空間では、特定の色だけが強調されて記憶される傾向があり、そのような画像がデータに含まれていた場合、結果として平均彩度が上昇することがある。このような彩度の極端な偏りは、現実感の希薄さや時間感覚の喪失といったリミナルスペースの特徴と関連づけられる。加えて、通常空間の画像は色彩のバランスが取れており、極端な色が抑えられていることが視覚的安定感に寄与しているとも考えられる。これらのことから、リミナル空間の視覚的特徴は、輝度・構造・色彩といった複数の側面において、通常空間と明確に異なる傾向を示した。これらの視覚的差異は、リミナルスペースが心理的に与える影響、すなわち不安感や孤独感、現実と非現実の曖昧な境界といった感覚を支える重要な要素であると考えられる。

本研究ではさらに、リミナルスペース画像を学習した生成 AI (LoRa) によって生成された画像が、これらの視覚的特徴をどの程度再現しているのかについて検討を行った。生成画像群に対して、同一の特徴量 (輝度、彩度、エッジ密度、構図の中心性) を算出し、実画像群との比較を行った結果、生成画像はリミナルスペース画像群と完全に一致する分布を示すのではなく、通常空間画像群に近い特徴を保持しつつ、部分的にリミナル的傾向を示すことが明らかとなった。

特に、明度およびエッジ密度においては、生成画像群は通常画像群と近い値域に分布する傾向が見られた。

これは、LoRa による学習がリミナルスペースに特徴的な低輝度や構造情報の希薄さを一定程度取り込んでいるもの

の、空間全体の明るさや構造的複雑性を大きく変化させるまでには至っていないことを示唆している。入力画像として通常空間の公園画像を用いたことも影響し、空間構造そのものは通常空間の特徴を強く保持したまま生成が行われた可能性がある。

一方、彩度に関しては、生成画像群が通常空間画像群と近い平均値を示しつつも、分布のばらつきはリミナルスペース画像群に近づく傾向が確認された。この結果は、LoRaがリミナルスペースに特有な「色彩の不均一さ」や「一部の色のみが強調される傾向」を部分的に学習している可能性を示している。すなわち、生成画像は視覚的に見ると通常空間に近いが、細部においてはリミナル的な違和感を含む構造となっていると解釈できる。

さらに、特徴量の平均ベクトル間のユークリッド距離およびPCAによる可視化結果からも、生成画像群は特徴量空間上でリミナルスペース画像群と通常空間画像群の中間、あるいは通常空間画像群寄りに分布していることが確認された。この分布傾向は、リミナル性が単一の視覚的特徴によって規定されるものではなく、複数の特徴量間の関係性や不整合によって成立していることを示唆している。LoRaによる生成画像は、局所的な特徴の再現には成功しているものの、リミナルスペース特有の「意味づけの困難さ」や「空間としての曖昧さ」を構成する高次の特徴構造までは十分に再現できていないと考えられる。

以上を総合すると、本研究は、リミナルスペースの視覚的特徴が、低輝度、低エッジ密度、高い彩度のばらつきといった複数の要素の組み合わせによって形成されていることを示すと同時に、生成AIによる再現においては、それらの特徴が部分的にしか反映されないことを明らかにした。この結果は、リミナルスペースが単なる視覚的スタイルではなく、空間の機能性や文脈の欠如といった要因を含む複合的な概念であることを示唆している。

以上のように、本研究は、リミナルスペースという主観的・感性的概念を、画像特徴量と統計的手法によって定量的に捉えられる可能性を示した。また、生成AIを用いた分析を通じて、リミナル性が単なる視覚スタイルではなく、特徴量間の構造や分布の不整合によって生じる高次的な概念であることを示唆している。本研究の知見は、リミナルスペース研究における定量的アプローチの有効性を示すとともに、今後の感性分析や生成モデル研究における基礎的資料となり得ると考えられる。

## 7. まとめ

本研究では、リミナルスペースと通常空間の画像に対し、明度・彩度・エッジ密度といった視覚的特徴を定量的に比較分析した。結果として、リミナルスペースは一部に非常に彩度の高い画像が混在しているため、通常空間と比べて明度や彩度が低く、エッジ密度も希薄である傾向が見られ

た。これらの特徴は、リミナルスペース特有の曖昧さや不確かさ、そして孤独感といった心理的印象と密接に関連している可能性がある。視覚的曖昧さが感情的な不安定性や境界的な感覚を生み出すという点で、本研究の成果は今後の空間心理研究や都市デザイン、さらにはメディア表現の領域における応用にも寄与すると考えられる。

さらに本研究では、リミナルスペース画像を学習した生成AI(LoRa)を用いて画像生成を行い、生成画像がどの程度リミナルの特徴を持つのかを検討した。生成画像に対して同様の特徴量抽出を行い、既存のリミナルスペース画像群および通常空間画像群との比較を行った結果、生成画像は一部の視覚的特徴においてリミナル傾向を示しつつも、全体としては通常空間に近い分布を持つことが確認された。また、ユークリッド距離および主成分分析による可視化から、リミナル性は単一の特徴量のみで捉えられるものではなく、複数の視覚的要素の組み合わせによって形成されている可能性が示唆された。これらの結果から、生成AIを分析の補助的手法として用いることで、リミナルスペースの印象をより多角的に捉えられる可能性があると考えられる。

**謝辞** 本研究はJSPS 科研費JP23K11728の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 久保山翔貴, et al. "Python と OpenCV を用いたシャインマスカットの収穫判別方法." 久留米工業大学研究報告 42 (2020): 33-38.
- [2] 本多詩聞; 芝野凜; 柳澤秀吉. 人型ロボットにおける不気味の谷現象のベイズモデル ロボットへの予測の不確かさが親和感に与える影響. In: 人工知能学会全国大会論文集 第39回 (2025). 一般社団法人 人工知能学会, 2025. p. 2D5GS904-2D5GS904.
- [3] 渡邊昭彦, and 森一彦. "探索行動における探索方法と空間情報との整合性に関する分析: 建築空間における探索行動の認知心理学的考察 その 2." 日本建築学会計画系論文報告集 454 (1993): 93-102.
- [4] Shinsugi, Yuto Kitamura Kazuyoshi Ishizeki Masashi, and Toshiki Takahashi Shunsuke Nishimura Renri Fukasawa. "PCa ケーソン基礎の自動化製造."
- [5] 田中美咲, and 瓜生大輔. "絵師の生成 AI 活用方法." 人工知能学会全国大会論文集 第39回 (2025). 一般社団法人 人工知能学会, 2025.
- [6] 水野陽一, et al. "エッジ方向特徴量による画像検索." 映像情報メディア学会技術報告 22.50. 一般社団法人 映像情報メディア学会, 1998.
- [7] 藤吉弘亘, and 山下隆義. "深層学習による画像認識." 日本ロボット学会誌 35.3 (2017): 180-185.
- [8] 米山孝史, 近藤邦雄, and 藤幡正樹. "視覚モジュールに基づく絵画の特徴分析と画像生成手法." 図学研究 41. Supplement1 (2007): 239-244.