

最先端 AI 技術を用いたエビデンスに基づく街路整備の評価・検討手法の開発 (概要)

研究責任者 東京科学大学 環境・社会理工学院
准教授 沖 拓弥

1. はじめに

1.1 研究の背景

近年、日本の都市部では人口減少や高齢化の進行、災害リスクの増大などを背景として、安全で快適な都市空間の形成が重要な政策課題となっている。とりわけ東京都区部をはじめとする既成市街地では、木造住宅密集地域の改善や狭あい道路の解消、防災性向上を目的とした街路整備が継続的に実施されている。

街路整備は、防災性能の向上や交通安全性の確保に大きく寄与する一方で、周辺景観や街並みの印象を大きく変化させる可能性を有している。例えば、道路拡幅によって見通しや開放感は向上するが、地域固有の景観や親しみやすさが失われる場合もある。そのため、街路整備を評価する際には、防災性や機能性のみならず、景観や居住環境への影響についても総合的に検討する必要がある。しかし、従来の都市計画実務では、街路整備による景観変化を定量的に評価する仕組みは十分に確立されていない。景観評価の多くは専門家や住民による主観的判断に依存しており、整備前後を客観的に比較することは容易ではない。

一方で近年、Google Street View (以下、GSV)をはじめとする街路画像データの蓄積と、深層学習技術の急速な発展により、人間が感じる街路印象を画像から推定する研

究が活発に行われている。さらに、Stable Diffusion¹⁾などの画像生成 AI の登場により、将来の景観を高精度に可視化することも可能になりつつある。これらのデータや技術を都市計画へ応用することで、街路整備が景観に与える影響を事前に予測・評価し、より合理的な意思決定を支援できる可能性がある。

1.2 既往研究

我が国では 2004 年に景観法が施行されるなど良好な景観維持を目指しており²⁾、景観を定量的に評価する試みは以前から行われてきた。榎ら³⁾は街路景観の評価構造を抽出するため、街路景観の分類と SD 法を用いた印象評価の実験を行った。結果を多次元尺度構成法で分析し、街路景観の総合評価である「好ましさ」は、「まとまり・落ち着き」と「面白み・明るさ」の尺度で表現されたとした。また、色彩が評価に及ぼす影響は、街路景観のシーンとしての印象との関係で変化すると述べている。酒井・藤居⁴⁾は、ニューラルネットワークと共分散構造モデルを用いて、街路景観の階層的な評価構造を解析した。評価アンケート調査の結果から、因子分析により 4 つの因子(「現代性」「安らぎ感」「爽快感」「開放感」)を抽出し、因子を含み精度が高く評価構造を掴みやすいモデルを構築した。このように、景観の評価に影響する要素の分析は以

前より積極的に行われている。

建替えや細街路整備施策のあり方についての研究は1980年代に始められた。山崎ら⁵⁾は、ヒアリング調査により区ごとに細街路整備の取り組み方を把握し、その特徴から類型化した。密集市街地では敷地単位の働きかけを基本とする用地買収先行型と建替え誘導先行型が中心である一方、耕地整理などのスプロール地域外では道路ネットワーク形成に重点をおいた計画的アプローチが有効で、市街地の地域的特徴に応じた整備手法を選ぶことが重要だと結論づけている。整備に関するこのような研究は、どのように整備を進めていくかが主目的であり、整備と景観の向上を同時に達成することを目指した研究は見当たらない。奥⁶⁾は、街路景観構成要素が景観の雰囲気評価に及ぼす影響をモンタージュ法で分析しており、構成要素の変化による評価に注目している点で、着眼点は本研究と類似している。3つの評価項目「まとまりの良さ」「親しみやすさ」「好み」において、効果のある景観要素操作方法を示している。スカイラインの統一という操作は、「まとまりの良さ」を向上させるが、残りの2項目は低下させる。また、密生した並木や窓わりを縦型に統一する操作は、全3項目を向上させる結果であった。本研究は、奥が着目したような景観の変化に、街路整備という観点を加え、印象の観点から過去に行われた街路整備を評価する。

近年、生成AIの研究が世界中で活発に行われ、建築・都市分野においても生成AIを試行的に用いる取り組みが始められている。山田・大野⁷⁾は、リアルな画像が生成できる敵対的生成ネットワーク (GAN)⁸⁾を

用いて、街並みと建築物外観の画像生成に先駆けて取り組んだ。和風な街並みとして京都の産寧坂の画像を、西洋的な街並みとしてスコットランドのエディンバラの画像を用い、DCGAN⁹⁾によりそれぞれの画像セットの特徴を学習させることにより、印象やデザイン性を継承した新たなデザインの街並みを画像出力した。「和風・西洋」という印象を抱かせるデザイン性の再生はできたが、ピクセル数の少なさによる粗さにより、建築意匠を細かくデザインすることは困難であった。より実践的な研究としては、原田ら¹⁰⁾が、大規模言語モデル (Large Language Model : LLM) と画像生成を用い、人間中心設計の観点から都市計画立案方法の検討を行っている。社会基盤整備について質問したアンケートの回答結果 (自由記述文) を、LLM の一つである GPT-4 で要約し、都市コンセプトを試行的に立案した。そして、テキストから画像を生成する画像生成AIを用いて、アンケート結果を考慮したプロンプトを入力することにより都市景観画像を生成した。このように、生成AIをデザイン案の作成に用いる研究は近年増えているが、こうした試みはまだ検討段階であり、社会での活用を想定した実用的なモデルの構築が不可欠である。

1.3 研究の目的

以上をふまえ、本研究では以下の二点を目的とする。

第一に、GSV 画像と深層学習モデルを用いて、街路整備前後の景観印象を定量化し、実際の街路整備が景観に与える影響を評価することである。

第二に、街路整備の評価結果を、最先端の画像生成AIに学習させることで、将来の

街路整備が景観に与える影響を数値とイメージの両方で予測する手法を開発することである。

さらに本研究では、構築したシステムを用いたワークショップおよびアンケート調査を通じて、住民参加型の都市計画における有効性を検証する。

1.4 研究の構成

本研究は図1に示す4段階で実施した。

- ①街路整備箇所の抽出
- ②GSV 画像の取得
- ③街路整備に伴う景観印象変化の分析
- ④画像生成 AI を用いた景観変化の予測

まず、東京都区部を対象として過去に実施された街路整備地点を抽出した。次に、整備前後の GSV 画像を収集し、街路印象評価推定モデルを適用した。さらに、画像生成 AI を用いて将来の整備案を生成し、その効果を評価した。

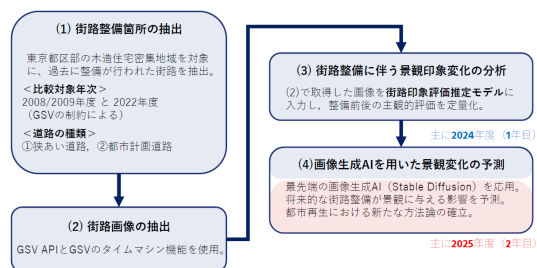


図1 研究の流れ

2. 街路整備地点の抽出

分析対象は東京都23区とした。このとき、街路整備の規模や特徴を考慮し、

- ①都市計画道路などの大規模整備
 - ②狭あい道路整備などの小規模整備
- の二種類に分類した。

大規模整備については、主要道路沿いから190地点を抽出した。一方、小規模整備

については住宅地図データ（Zmap-TOWN II）を利用し、2008/09年度と2022年度の建物形状データを比較することで建替が進行した街路を抽出した。まず、朝隈ら¹¹⁾の方法を参考に、異なる年代の住宅地図を重ね合わせ、建物同一性判定を実施した。次に、薄井・浅見¹²⁾の接道判定手法を応用し、各街路の沿道建物を特定した。そのうえで建替率を算出し、建替率80%以上の街路を整備街路として抽出した（図2）。

最終的に、大規模整備190地点、小規模整備91地点の合計281地点を分析対象とした（図3）。

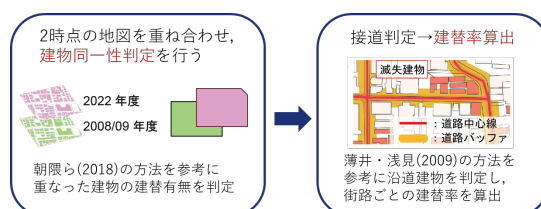


図2 小規模整備の抽出手順

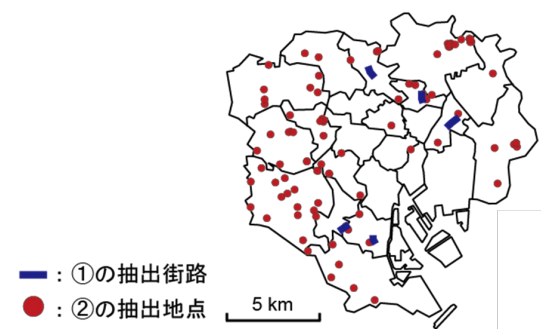


図3 分析対象地点の空間分布

3. GSV 画像の取得

各整備地点について、GSV API およびタイムマシン機能を利用し、整備前後の街路画像を取得した（図4）。

整備前画像は主に2008～2009年、整備後画像は2022年の画像を利用した。取得時には撮影方向や画角を可能な限り統一し、同一地点の比較が可能となるよう配慮した。

取得した画像は後述する街路印象評価推定モデルへの入力データとして利用した。

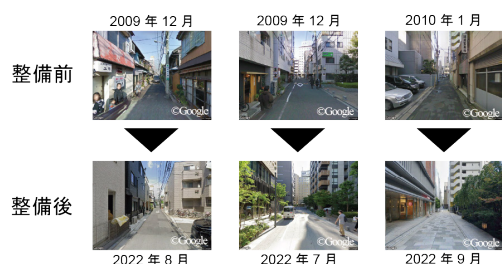


図 4 整備前後の画像の例

4. 街路整備に伴う景観印象変化の分析

4.1 街路印象評価推定モデル

本研究では、沖・木澤¹³⁾の街路印象評価アンケート結果を学習させた、Ogawa ら¹⁴⁾が構築した街路印象評価推定モデルを用いた。本モデルは、多数の街路画像に対して実施した印象評価 Web アンケート結果を学習しており、街路画像から人間が感じる主観的印象を推定することができる。評価項目は表 1 に示す 22 項目である。

表 1 印象評価項目

Q1 開放的な	Q2 親しみのある	Q3 活気のある	Q4 快適な	Q5 緑が豊かな
Q6 落ち着いた	Q7 明るい	Q8 昔ながらの	Q9 安全な	Q10 すっきりした
Q11 生活感のある	Q12 居心地の良い	Q13 清潔な	Q14 美しい	Q15 裕福な
Q16 退屈な	Q17 気が滅入る	Q18 好きな	Q19 面白い	Q20 住みたい
Q21 通りたい	Q22 魅力的な			

まず、整備前後の街路画像を学習済みの街路印象評価推定モデル(図 5)に入力し、各項目の推定値を算出した(図 6)。続いて、整備前後の差分を求めることで、街路整備によって生じた印象変化を定量化した。さらに、印象変化量の分布や整備種別ごとの傾向を分析し、どのような整備がどの印象に影響を与えるかを検討した。

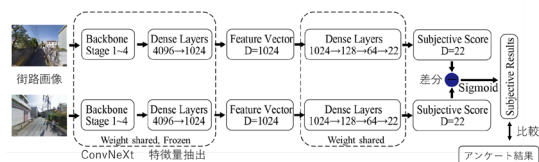


図 5 街路印象評価推定モデルの構造

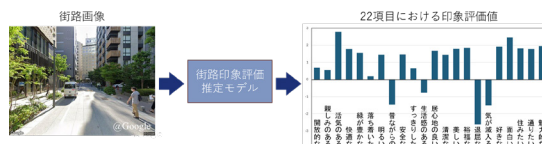


図 6 印象評価値の出力例

4.2 整備による評価項目別の変化

街路整備が行われた全 281 地点の整備前後街路画像を街路印象評価推定モデルに入力し、それぞれの画像に対し 22 項目(表 1)の評価値を得た。

整備地点における整備前後の平均値を図 7 に示す。多くの項目で印象評価は整備後に上昇しているが、「昔ながらの (Q8)」や「生活感のある (Q11)」は大きく低下したほか、「親しみのある (Q2)」も若干低下した。整備の規模別に見ると(図 8)、ほとんどの項目で印象評価の変化方向は図 7 と同様であった。一方、「緑が豊かな (Q5)」は変化方向に差が見られ、①大規模整備では整備後に評価値が上昇しているのに対し、②小規模整備では低下した。これは、幅員の狭い道路において、整備後に緑の印象が低下している傾向を示しており、緑を整備後の街路にどう採り入れるかが課題である。

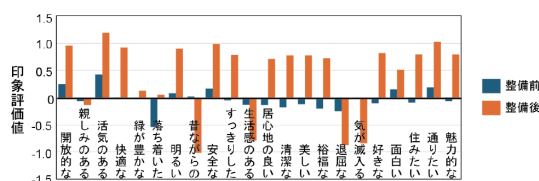


図 7 整備前後の印象評価値(平均)

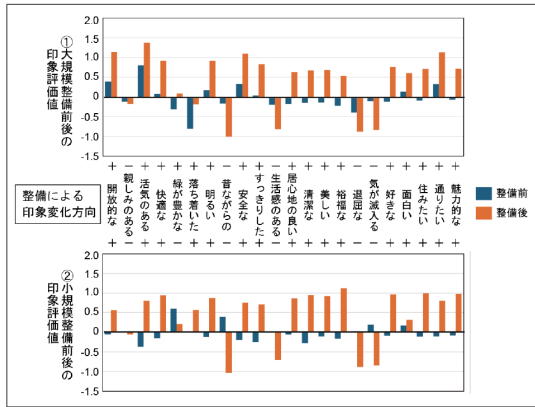


図8 整備の規模別に見た
整備前後の印象評価値（平均）

4.3 地点ごとの印象評価変化

地点ごとに、整備前後画像と印象評価の変化の差分（整備後－整備前）を見ると、場所ごとに異なる変化が生じていることがわかる（図9）。例1は全体的に評価値が上昇した事例であり、多くの項目で図7・図8と変化の方向は一致している。例2・例3はどちらも全体的に印象評価値が低下した事例であるが、低下の様子が異なっている。例2では「緑が豊かな（Q5）」や「面白い（Q19）」が大きく低下している一方、「活気のある（Q3）」「生活感のある（Q11）」「裕福な（Q15）」が上昇している。画像を見ると、整備により大きく雰囲気が変わっていることがわかるが、整備後の印象はマイナスではない。例3では「親しみのある（Q2）」や「緑が豊かな（Q5）」「居心地の良い（Q12）」が大きく低下しており、緑がなくなって比較的高い建物が建てられたことにより、街路全体の魅力が低下しているものと考えられる。

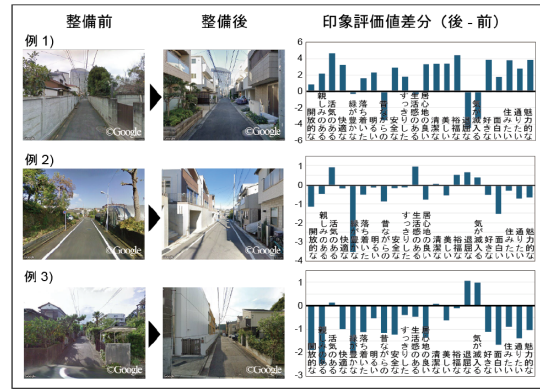


図9 地点ごとの印象評価変化の例

22項目をそのまま用いると、地点間の比較が容易でない。そこで、主成分分析を用いて項目数を削減した。具体的には、分析対象の281地点における整備前後の印象評価値に基づき主成分分析を行ったところ、寄与率は第一主成分（PC1）が0.68、第二主成分（PC2）が0.13となり、PC2までで累積寄与率は8割を超えた。そこで、PC1とPC2の2つの主成分得点をもとに、地点間の比較を行った。なお、各項目と主成分得点との相関分析の結果に基づき、PC1は街路の総合評価指標、PC2は街路のあたたかさやユニークさを表す指標と解釈した。

それぞれの整備地点における整備前後のPC1、PC2の差分（整備後－整備前）をプロットした結果を図10に示す。多くの整備地点で整備後にPC1の値が上昇していることが見てとれる。PC2の値は上昇したものが135地点（全体の約48%）であった。PC2の値が低下した地点の中でも、低下の幅には大きなばらつきがあり、整備前にPC2の値が高い地点ほど大きく低下していた。すなわち、PC2の値（街路のあたたかさやユニークさ）は整備により大きく低下する可能性があり、整備計画時からPC2の要素を意識する必要があるといえる。

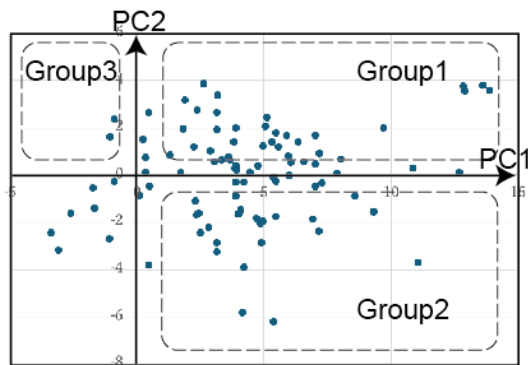


図10 PC1・PC2の整備前後の差
(1点は狭あい道路の1整備地点)

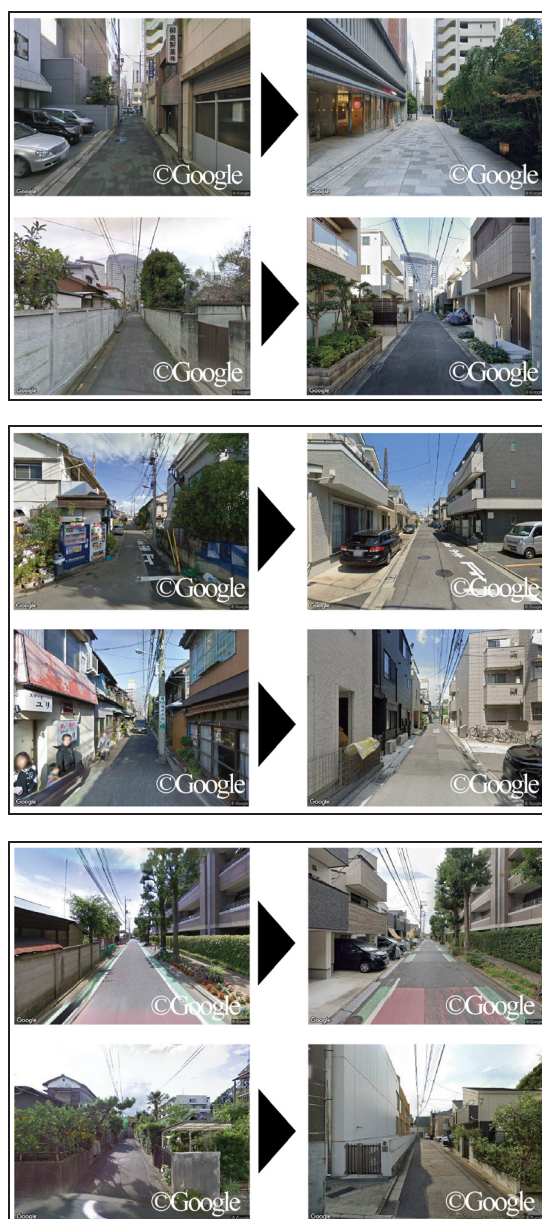


図11 Group1～Group3の街路例
(上から Group1、Group2、Group3)

第一象限(PC1・PC2ともに上昇)の Group1、第四象限(PC1は上昇し PC2は低下)の Group2、そして第二・第三象限(PC1が低下)の Group3に大別して傾向を分析する。Group1の整備後の印象は全体的に良好であり、緑が適度に配置され、明るい街路である。Group1と Group2は整備後にどちらも PC1が上昇しているものの、PC2の変化方向が異なる。Group2は整備により色彩や構造の複雑さが失われ、Group1の整備後画像と比べると、にぎやかさが低下し、落ち着きがありすっきりとした印象を受ける。Group3は、整備後の PC1が低下しているが、整備前は緑が多かったものの整備後に減少している様子が多くの例でみられ、緑の配置が印象評価に及ぼす影響が大きいことがうかがえる。Group3に分類された例では、緑の減少による印象評価の低下を、他の新たな要素で補うことができなかったと考えられる。

Group1と Group2の整備後街路は、PC2の影響で印象こそ異なるものの、どちらが優れているかという比較は単純ではない。PC2の上昇した Group1、特に PC1も大きく上昇した街路は、商業地域や新興住宅地の明るさを持っている一方、PC2が低下した Group2は閑静な住宅街の雰囲気である。Group1と Group2の間に位置するものは、整備前後で PC2に差が見られなかった地点であるが、Group1と Group2のどちらの雰囲気も感じられない。

以上の考察から、整備を行う際にはまず PC1を上昇させるように検討し、PC2はその街路の雰囲気やあり方に合わせて変化方向を決定することが望ましい。

5. 画像生成 AI を用いた景観変化の予測

5.1 街路画像生成モデルの概要

街路整備計画を検討する際には、住民や自治体が整備案について共通認識を形成することが重要であり、そのためには整備後の景観イメージを具体的に共有できる手法が求められる。本章では、街路印象評価推定モデルと街路画像生成モデルを組み合わせることで、エビデンスに基づき特定の印象の向上を目指した街路整備案を画像として生成することを試みた。

街路画像生成モデルのベースとして、CycleGAN¹⁵⁾および Stable Diffusion¹⁾の2種類の生成モデルを検討した。CycleGANは画像間のスタイル変換を行う敵対的生成ネットワークであり、一方の Stable Diffusion は学習済みモデルを利用して多様な画像を生成できる拡散モデルである。本研究では、より多様な街路景観の生成が可能な Stable Diffusion を用いた。

画像生成にあたっては、現在の街路画像とテキストプロンプト（指示文）を入力した。さらに、Huang and Oki¹⁶⁾の手法を参考に、生成画像のリアリティ向上を目的として ControlNet¹⁷⁾および LoRA¹⁸⁾を利用した。ControlNet は元画像から推定した深度情報を用いて画像構成を維持する役割を担い、LoRA は追加学習によって特定の特徴を生成画像へ反映させるために利用した（図12）。

LoRA の学習には、「居心地の良い」および「面白い」の評価が高かった街路画像を用いた。学習画像には、自転車に搭載したカメラによって東京都世田谷区および大田区で撮影した140枚の街路画像を使用した（図13）。これにより、一般的な画像デー

タセットのみで学習されたモデルでは表現しにくい、対象地域の街路景観の特徴を生成画像へ反映することを目指した。

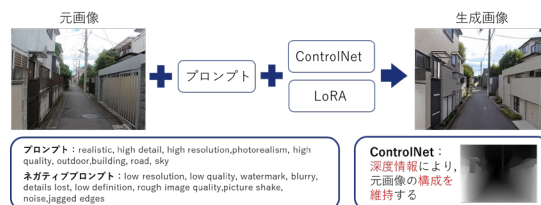


図12 街路画像生成モデルの概要

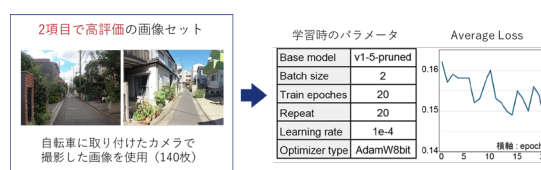


図13 街路画像生成モデルの追加学習

5.2 景観変化予測の結果

街路画像生成モデルを用いた景観変化予測の例を図14と図15に示す。

図14の例では、一方の生成画像では建物と道路の境界がより明瞭に表現され、もう一方では道路脇に雑草が配置されるなど、細部の景観構成に違いがみられた。これらの画像について街路印象評価推定モデルによる評価を行ったところ、多くの項目では類似した評価値を示した一方、「親しみのある」および「落ち着いた」といった項目では、道路脇に植栽が見られる生成画像の方が高い評価値を示した。

図15の例では、右側塀の色彩や側溝幅、植栽配置などに差異がみられた。生成画像Aは生成画像Bと比較して街路空間がより整理された印象となっており、印象評価推定結果では両画像とも元画像より評価値が向上したものの、生成画像Aの方が全体的に高い評価を得た。特に「活気のある」お

よび「安全な」といった項目において評価差が大きく現れた。

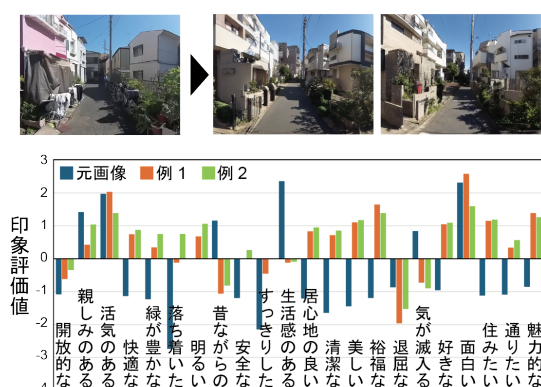


図 14 景観変化予測と印象評価推定の例 1

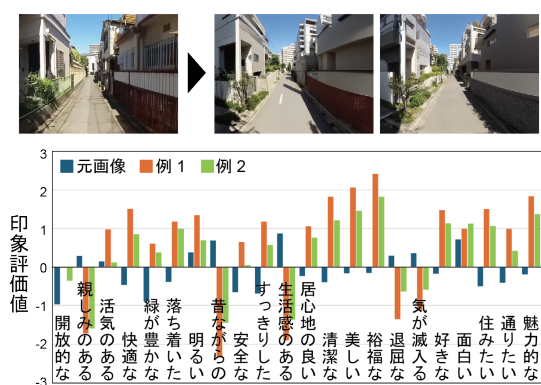


図 15 景観変化予測と印象評価推定の例 2

以上より、街路印象評価推定モデルと街路画像生成モデルを組み合わせることで、街路景観の異なる整備案を生成するとともに、それらの印象特性を定量的に比較できる可能性が示された。生成画像間の景観要素の違いが印象評価値の差として表れることから、本手法は街路整備案の比較検討や景観変化の予測を支援する手法として活用できる可能性がある。

6. プレワークショップによる街路整備計画検討手法の検証

6.1 プレワークショップの概要

プレワークショップ（以下、WS）の目的は、5 章までに開発したベース技術である街路印象評価推定モデルと街路画像生成モデルが、より良い街路整備計画の検討にどの程度有用であるかを検証することである。WS では、参加者が街路画像生成モデル、大規模言語モデル（LLM）、オンラインホワイトボード（miro¹⁹）等を用いて、現状の街路写真を理想的な景観へ変換するプロセスを体験した。さらに、街路印象評価推定モデルによる客観的な評価値を参照しながら対話を行い、街路改善案を検討した。最終的には、モデルが生成した視覚イメージと参加者による議論を統合し、街路整備に関する具体的なデザイン要件を導き出すことを目指した。

WS には東京科学大学沖研究室で建築・都市計画を専攻する学生 6 名が参加した。参加者の内訳は日本人学生 4 名、留学生 2 名であり、うち 1 名がファシリテーターを担当した。事前説明を含めた実施時間は約 3 時間であった（図 16）。



図 16 WS の様子

6.2 現状把握と目標設定

WS の初期段階では、対象街路の現状把握と改善目標の設定を行った（図 17）。参加者の間では、対象街路に対して「閉鎖的」「単調」「歩きにくい」といった印象が共有された。具体的には、道路幅の狭さ、街路に対して閉じた建物配置、目立つ電柱・電

線、緑量の不足、乏しい色彩、見通しの悪さ、夜間の安全性への不安、単調な建物外壁などが課題として認識された。

一方で、改善したい印象として、「住みたさ」「快適性」「清潔感」「豊かさ」などが挙げられた。参加者は単なる物理的な空間要素だけではなく、閉鎖感や安心感、落ち着き、生活したくなる感覚といった心理的・情緒的な印象についても重視していた。

また、街路印象評価推定モデルの結果と参加者の主観評価との違いについても議論が行われた。参加者からは「開放感のモデル評価は高すぎる」「落ち着きはもっと高くてよい」といった意見が出されており、日本の住宅地においては適度な密集感や静けさ、生活感が快適性と結び付いている可能性が示唆された。

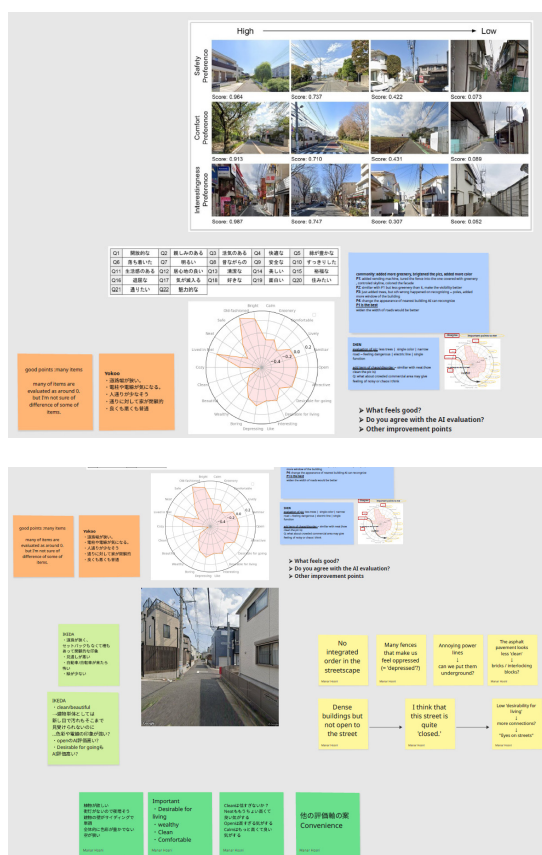


図 17 miro 上での現状把握と目標設定

6.3 画像生成による改善案の検討

次の段階では、街路画像生成モデルによって複数の街路改善案を作成し、それらを比較・評価した（図 18）。参加者から高く評価された要素として、植栽の追加、石畳やインターロッキング舗装の導入、色彩コントラストの強化、建物ファサードの多様化、開放感の向上、歩車空間の区別、高級住宅街のような雰囲気などが挙げられた。特に、緑化と舗装の変更は多くの参加者に共通して好意的に受け止められた。

一方で、生成画像に対しては、欧州風になりすぎていることや、日本らしさが失われていること、AI 特有の人工的な表現が残っていることなども指摘された。参加者は改善案の評価に際して、日本の住宅街らしい雰囲気や文化的文脈を重視しており、洗練された景観や歩きやすさだけでなく、馴染みや日常性も重要な評価軸として認識していた。

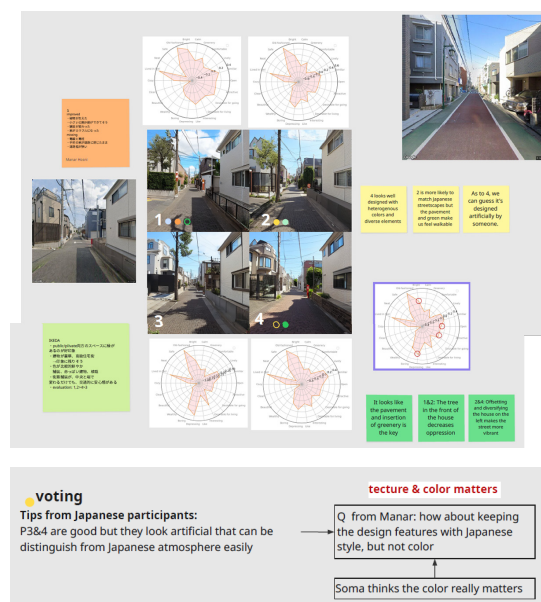


図 18 miro 上での画像生成と評価

6.4 議論・洗練による再生成

画像生成結果を踏まえた議論と再生成の

段階では、どのようなデザイン操作が街路印象の改善に寄与しているかを整理した（図 19）。評価の高かった要素としては、緑の分散配置、色彩コントラスト、石畳舗装、開放的なファサード、単調さを避ける舗装デザインなどが挙げられた。

その一方で、街路画像生成モデルの課題も明らかになった。具体的には、電柱・電線の認識不足、建物の開放感の表現不足、セットバックの操作不足、屋根緑化の不自然さ、建築バリエーションの不足などが指摘された。

この段階では、参加者の議論が単なる印象評価から設計ルールの抽出へと発展していた。特に、緑をどこにどの程度配置するかといった空間要素の関係性が重視されるようになり、街路景観の評価が安全性や利用しやすさなどの機能面とも強く関係していることが確認された。



図 19 miro 上での再生成と議論

6.5 デザイン要件の抽出

最終段階では、WS 全体を通じて得られた知見をもとに、街路改善のための要求条件を整理した（図 20）。主な要件として、植栽の増加、色彩の充実、石畳等による単調さの回避、日本らしさの維持、道路機能の整理、建物の街路への開放、電柱・電線問

題の改善、街路の秩序感の向上が挙げられた。さらに、「雑然さ」という新たな評価概念も提案された。

参加者はモデルによる生成結果を批判的に評価しながら、人間側の価値基準を再整理していた。議論の中では、「緑を増やせばよいわけではない」「明るければよいわけではない」「欧州風であればよいわけではない」といった意見が共有された。また、適度な秩序感、日本的住宅街らしさ、落ち着き、生活感、安全性などが重視されており、街路評価が地域文脈と深く結び付いていることが示された。さらに、都市空間の評価は単なる美観だけでなく、情報量や雑然さ、活気、整然性のバランスによっても左右される可能性が指摘された。

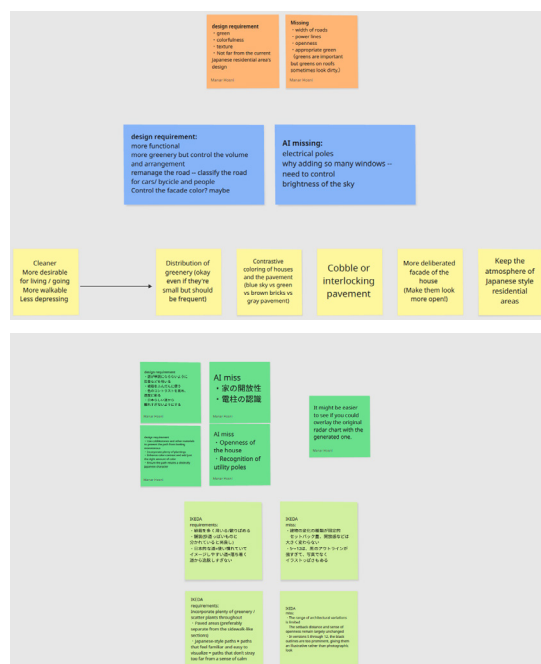


図 20 miro 上でのデザイン要件抽出

6.6 参加者からのフィードバック

参加者からは、議論内容が単一のプラットフォーム上に記録されていたため議論に集中しやすかったことや、事前準備が十分

であったため生成画像から多くのデザイン要素を抽出できたことが評価された。

一方で、街路画像生成モデルの役割がフェーズごとに異なり理解が難しかったこと、街路印象評価値について十分な議論が行えなかったこと、議論進行や時間管理の改善が必要であることなどが課題として挙げられた。また、運営面に関しては、WS 資料の一部を印刷しておくことの有効性や、事前に参加者と準備内容を共有しておく必要性が指摘された。参加者数が多い場合には、4～5 人程度のグループに分けて議論を行うことや、ブレインストーミングで出された意見を整理するために親和図法などの手法を活用することも提案された。

さらに、一部の参加者からは、議論を通じて具体的な改善内容を整理し、それをプロンプトとして街路画像生成モデルへ入力したにもかかわらず、モデルが期待したほど街路を改善できなかったとの意見が示された。これは、現時点の街路画像生成モデルが、街路空間に関する複雑な設計意図や空間構成上の要求を十分に反映できていない可能性を示すものであり、今後のモデル改善やプロンプト設計の高度化に向けた課題として位置付けられる。

7. Web アンケート調査

7.1 調査の概要

WS による検討と並行して、街路整備に対する一般市民の評価傾向を把握することを目的として、Web アンケート調査を実施した。本調査は、「街路整備前後の景観評価」（調査①）と「街路構成要素への着目」（調査②）の二つの観点から構成されている。

調査①では、住宅地における街路整備前

後の画像を同時に提示し、どちらの街路景観が好ましいかを回答してもらった。対象者は東京都 23 区内の居住者とした。東京都 23 区内で抽出した 300 組の整備前後画像から無作為に画像ペアを提示し、回答を収集した（図 21）。



図 21 Web アンケート調査①の概要

調査②では、街路景観を評価する際に人々がどのような要素に着目しているかを把握するため、街路を構成する要素に関する設問を実施した。評価対象となる構成要素については、住宅地街路空間における印象評価に関する既往研究を参考として選定した（図 22）。



図 22 Web アンケート調査②の概要

7.2 調査対象画像の選定

アンケートで使用する画像は、東京都 23 区内において 2008 年から 2023 年までの 15 年間に、沿道建物の建て替えや道路拡幅を伴う街路整備が行われた街路から抽出した。ただし、広幅員道路は対象から除外した。

さらに、空間分布の偏りや画像品質を考慮したうえで、整備前後の画像ペアを計 300 組選定した（図 23、図 24）。



図 23 街路整備前後の画像の例

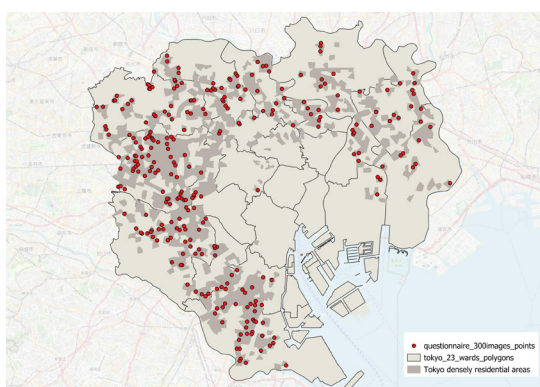


図 24 300 画像ペアの空間分布

7.3 街路整備前後の景観評価

街路整備前後の景観に対する選好を比較した結果、整備後である 2023 年の街路景観を選択した回答者数は 1,318 人、整備前である 2008 年の街路景観を選択した回答者数は 1,235 人であった（図 25）。整備後景観を選択した回答者数の方がわずかに多かったものの、両者の差は小さく、景観の好ましさに関する評価は整備前後でほぼ同数となった。したがって、対象とした街路整備は、景観評価を一様に向上させるものではなく、街路ごとに異なる評価が生じている可能性が示された。

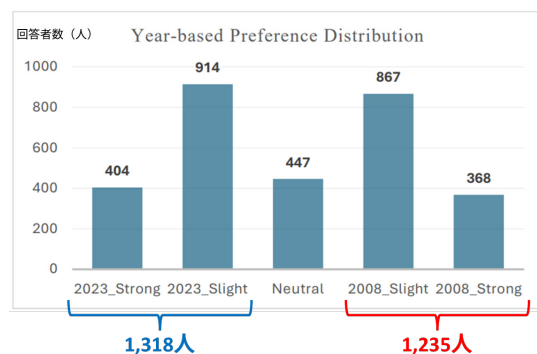


図 25 調査①の結果：街路整備前後のどちらの景観を好むか？

7.4 街路構成要素への着目

調査②では、街路景観を評価する際に回答者が着目する街路構成要素について調査した（図 26）。その結果、最も多く選択された要素は「道路の幅」であり、1,242 票であった。次いで、「道路表面の状態」が 733 票、「見通し」が 696 票、「電柱・標識類」が 623 票、「歩道」が 609 票、「植栽の量や状態」が 506 票となった。また、「建物の新しさ・古さ」(476 票)、「空の広さ」(434 票)、「建物から道路までの距離」(388 票)、「建物密度」(346 票)、「建物の壁」(307 票)なども比較的多く選択された。一方で、「生活用品」(17 票)、「洗濯物・布団」(28 票)、「玄関ドア・戸」(43 票)、「ゴミバケツ・消火器」(42 票)などの細部要素への着目は少なかった。

これらの結果から、回答者は街路景観を評価する際に、個々の建築部材や生活用品よりも、街路全体の空間構成や見通し、道路空間の広がり、安全性に関わる要素に強く着目していることが分かる。特に、道路幅員、歩道、見通し、道路表面の状態といった歩行環境に直接関係する要素への関心が高く、街路景観の評価が単なる視覚的美

観だけでなく、利用しやすさや安全性とも密接に関連していることが示唆された。

また、植栽や建物の新旧、空の見え方などの要素も比較的高い関心を集めており、街路景観の魅力や快適性を形成する重要な構成要素として認識されていることが確認された。一方で、電柱・標識類への着目も623票と高く、街路景観における視覚的ノイズとして認識されている可能性がある。

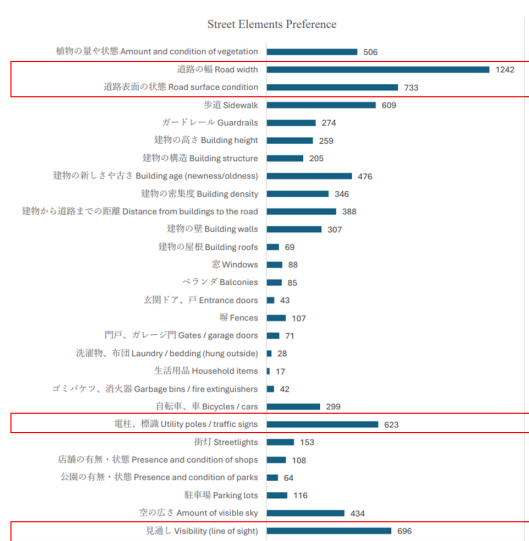


図 26 調査②の結果：街路景観評価時に回答者が着目する街路構成要素（複数回答）

8. まとめと今後の課題

8.1 2024 年度の取り組み

2024 年度は、街路整備による景観変化の評価および街路整備案の生成に関する基盤技術の構築を行った。

まず、街路印象評価推定モデルを用いて、東京都区部で過去に実施された街路整備を対象とし、整備前後の街路景観に生じた印象変化を定量的に評価した。これにより、街路整備が街路景観の印象に与える影響を客観的に把握するための基盤を整備した。

また、街路画像生成モデルと街路印象評

価推定モデルを統合し、特定の印象の向上を目的とした街路整備案の生成例を示した。これにより、街路景観の評価と生成を連携させた提案手法の有用性を検証した。

8.2 2025 年度の取り組み

2025 年度は、2024 年度に構築したベース技術を活用し、街路整備計画検討への応用可能性の検証を行った。

具体的には、学生を対象とした街路整備計画検討 WS を実施し、街路印象評価推定モデルおよび街路画像生成モデルを用いた検討プロセスを試行した。その結果、ベース技術の有用性を確認するとともに、WS における活用時の課題を明らかにした。

また、2008 年から 2023 年の間に実際に整備が行われた街路を GSV で東京都 23 区から抽出し、Web アンケート調査を実施した。これにより、整備前後を比較した場合の景観としての好ましさや、人々が重視する街路構成要素を把握した。

8.3 今後の課題

WS を通じて、街路画像生成と印象評価を繰り返しながら目指すべき街路のイメージを共有できる可能性が示された。また、このような手法は、街路整備計画における合意形成の効率化や住民満足度の向上につながる可能性を有している。今後は、WS 手法自体を改善するとともに、住民や自治体職員を対象とした WS を実施し、実際の計画検討場面における有効性を検証する予定である。

また、Web アンケート結果をふまえ、整備前の景観が好ましい事例と整備後の景観が好ましい事例との間にどのような条件の違いが存在するのかをより詳細に分析する必要がある。加えて、街路構成要素が印象

評価に及ぼす影響を定量的に分析し、その結果を街路画像生成モデルへ反映することで、よりリアリティの高い街路画像生成モデルへの改良を進める。

さらに、2024 年度および 2025 年度に構築・検証した技術を基盤として、WS 等での利用を想定した機能や利用しやすいユーザーインターフェースの実装、より柔軟な指示文のあり方の検討、自治体職員など実際の利用者による検証を進めていく。

謝辞

本研究は民間都市開発推進機構による助成を受けた。また、本研究の一部は、山中理沙氏（2024 年度 東京科学大学 修士修了）の修士研究の成果である。その他、プレワークショップに参加いただいた学生各位、および、Web アンケートに協力いただいた回答者各位に謝意を表する。

参考文献

- 1) R. Rombach, A. Blattmann, D. Lorenz, P. Esser, B. Ommer: High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models, pp.10684-10695, 2021, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.10752>.
- 2) 国土交通省都市・地域整備局都市計画課：景観法の概要, 2005, <https://www.mlit.go.jp/crd/townscape/keikan/pdf/keikanhou-gaiyou050901.pdf> [Accessed 2025/02/02]
- 3) 榎究, 乾正雄, 中村芳樹：街路景観の評価構造の安定性, 日本建築学会計画系論文集, Vol. 458, pp. 27-33, 1994, DOI: https://doi.org/10.3130/aija.59.27_2
- 4) 酒井裕一, 藤居良夫：街路景観評価に対する分析手法の考察, ランドスケープ研究, Vol. 65, No. 5, pp. 833-836, 2002, DOI: <https://doi.org/10.5632/jila.65.833>
- 5) 山崎明子, 玉川英則, 中村一樹：街づくり事業地区における細街路整備手法と市街地の地域的特徴との関係 -東京区部における地域特性と細街路整備諸施策のあり方に関する研究 (2) -, 日本建築学会計画系論文集, Vol. 78, No. 694, pp. 2547-2556, 2013, DOI: <https://doi.org/10.3130/aija.78.2547>
- 6) 奥俊信：街路景観構成要素の景観評価への影響について：街路景観の視覚特性ならびに心理的效果に関する実験的研究 第2報, 日本建築学会計画系論文報告集, Vol. 351, pp. 27-37, 1985, DOI: <https://doi.org/10.3130/aijax.351.027>
- 7) 山田悟史, 大野耕太郎：Deep Learning を用いたデザイン AI の作成と検証 街並みと建築物外観の画像生成を対象に, 日本建築学会計画系論文集, Vol. 85, No. 770, pp. 987-995, 2020, DOI: <https://doi.org/10.3130/aija.85.987>
- 8) Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio, Generative Adversarial Networks, 2014, arXiv preprint arXiv:arXiv.1406.2661.
- 9) A. Radford, L. Metz, and S. Chintala, Unsupervised representation learning with deep convolutional

- generative adversarial networks, 2015, arXiv preprint arXiv:1511.06434.
- 10) 原田紹臣, 山田菊子, 武井千雅子, 貝戸清之: 人間中心設計の観点からの都市計画立案における AI 活用の可能性に関する一考察, AI・データサイエンス論文集, Vol. 5, No. 1, pp. 84-100, 2024, DOI: https://doi.org/10.11532/jsceiii.5.1_84
 - 11) 朝隈友哉, 奥岡桂次郎, 谷川寛樹: 建築物の年代間での同一性判定を用いた東京都市圏における更新量の推計, 環境情報科学学術研究論文集, Vol. 32, pp. 13-18, 2018, DOI: https://doi.org/10.11492/ceispapers.ceis32.0_13
 - 12) 薄井宏行, 浅見泰司: GIS を用いた建物敷地の接道判定方法に関する研究, CSIS Discussion paper, No.95, 2009
 - 13) 沖拓弥, 木澤佐柳茄: 画像ビッグデータと大規模被験者アンケートに基づく住宅地における街路印象評価推定モデル, 日本建築学会計画系論文集, Vol. 87, No. 800, pp. 2102-2113, 2022
 - 14) Y. Ogawa, T. Oki, C. Zhao and Y. Sekimoto, C. Shimizu: Evaluating the subjective perceptions of streetscapes using street-view images, Landscape and Urban Planning, 247, 105073, 2024
 - 15) J. Zhu, T. Park, P. Isola, and A. Efros: Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, ICCV, pp. 2242-2251, 2017
 - 16) L. Huang, T. Oki. Enhancing people's walking preferences in street design through generative artificial intelligence and crowdsourcing surveys: The case of Tokyo, Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, Sage Journals, 2025
<https://doi.org/10.1177/23998083251327405>.
 - 17) L. Zhang, A. Rao and M. Agrawala: Adding Conditional Control to Text-to-Image Diffusion Models, 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 3813-3824, 2023, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.05543>
 - 18) E.J. Hu, Y. Shen, P. Wallis, Z. Allen-Zhu, Y. Li, S. Wang, L. Wang and W. Chen: LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models, International Conference on Learning Representations, 2022, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.09685>
 - 19) miro: <https://miro.com/ja/>