

画像認識 AI モデルを用いた歩行空間の 利便・快適増進評価に関する研究 ～御堂筋・堺筋を適用事例として～

曾 翰洋¹・鹿島 翔²・土井 健司³・葉 健人⁴・吉岡 正樹⁵

¹ 学生会員 大阪大学大学院 工学研究科地球総合工学専攻 (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1)

E-mail: sou.kanyou@civil.eng.osaka-u.ac.jp (Corresponding Author)

² 非会員 (株)建設技術研究所 大阪本社道路・交通部 (〒541-0045 大阪市中央区道修町 1-6-7)

E-mail: syo-kashima@ctie.co.jp

³ 正会員 大阪大学大学院教授 工学研究科地球総合工学専攻 (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1)

E-mail: doi@civil.eng.osaka-u.ac.jp

⁴ 正会員 大阪大学大学院助教 工学研究科地球総合工学専攻 (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1)

E-mail: yoh.kento@civil.eng.osaka-u.ac.jp

⁵ 正会員 (株)建設技術研究所 大阪本社道路・交通部 (〒541-0045 大阪市中央区道修町 1-6-7)

E-mail: m-yoshioka@ctie.co.jp

近年、街路空間を車中心の空間から歩行者中心の空間へと転換することに関心が高まっている。また、深層学習による画像認識技術の様々な分野での応用が期待されている。そこで本研究では、国内都市部の街路を対象として画像認識技術を活用し、歩行空間の「歩きやすさ」や「居心地の良さ」に与える影響の分析、および歩行空間の利便増進と快適増進に向けた道路空間再配分の効果分析を目的とする。まず、筆者らの先行研究にてファインチューニングを行い、精度を向上させた画像認識 AI モデルを用い、道路構造や利用状況の違いによる利便・快適増進評価の結果の差を分析した。次に段階的な道路空間再配分を実施した場合の効果を確認した。以上より、ウォークアブルシティの推進に資する歩行空間の共創に向けた、画像認識技術の活用の新たな方向性を示した。

Key Words: pedestrian spaces, walkability, image recognition, AI evaluation

1. はじめに

(1) 背景と目的

近年、都市の街路空間を車中心から人中心へと空間再編をめざす取り組みが各地で進められている。国土交通省では都市の多様性とイノベーションの創出に関する懇談会を受け、「居心地が良く歩きたくなるまちなか」というまちづくりの方向性が打ち出された¹⁾。また、テレワークや二地域居住等のニューノーマル時代の生活様式が浸透し、働き方の変化や生活圏の変化、移動ニーズの変化が見受けられる。

本研究では、こうした人中心のまちづくりを推進するための街路空間を検討する上で必要となる歩行者視点に立った歩行空間の評価に着目する。街路の歩行空間を評価する試みとして、歩行者密度等の客

観的な評価^{2),3)}や、歩行者の表情による利用者の主観に近い評価⁴⁾等様々な手法が存在する。

近年では、AI 技術の進展より、機械学習や深層学習を用いた画像認識技術が様々な分野に応用されている。都市計画の分野においても、ストリートビューから取得した都市景観の画像に印象ラベルを付与したデータセットを AI に学習させ、都市空間に対する印象評価が実施されている。

Dubey ら⁵⁾は Siamese ネットワークに基づく CNN を用い、世界 56 都市から収集した画像をもとに「安全性」「活気」「美しさ」などの指標で都市景観の印象を定量化する手法を提案している。この深層学習を活用した手法により、調査表など従来の手法を凌ぐ規模と精度で都市空間の印象評価が可能となった。Jingxian ら⁶⁾は ResNet50 モデルを用いて、

ストリートビュー画像から都市景観に対する人々の印象を定量化する新たな手法を提案している。彼らは、大規模な都市景観評価と土地利用の関連性を分析し、都市計画における新たな知見を提示している。Kang ら⁷⁾は CNN を用いてストリートビュー画像から知覚的な「歩きやすさ」を予測し、都市空間における物理的および知覚的な「歩きやすさ」の違いを分析することで、歩行環境改善のための提案を行っている。また、Iamtrakul ら⁸⁾は、セマンティックセグメンテーションを用いて、ストリートビュー画像から視覚的特徴を抽出・分析している。この手法により、バンコク首都圏における道路環境の評価において、人々の主観的認識と客観的要素との関連性を解明する手法を提案している。

これらの研究は、人々の印象に基づく大規模な都市空間評価を行う有効なアプローチを示している、しかし、いずれの手法もストリートビュー画像を用いており、運転者視点の画像に限定される点に課題が残る。また、これらの研究は主に印象評価や評価に基づく課題特定に焦点を当てており、実務的な歩行空間デザインまで踏み込んだ研究は見当たらない。

本研究では、筆者らの先行研究⁹⁾で開発した深層学習による歩行空間評価手法：AI and human co-operative evaluation (AIHCE)を用い、大都市の主要街路を対象に評価を行う。AIHCE は、歩行者視点から奥行方向までを捉えた歩行空間画像と印象を表す言葉を結びつけて評価する画像認識 AI モデルであり、歩行者視点に基づく都市空間の評価を可能とする。

AI モデルの評価指標としては、歩行空間の空間性能を、通行機能としての「歩きやすさ」を表す Walkability、および滞留機能を含む「居心地の良さ」

を表す Lingerability¹⁰⁾の2つの指標で評価し、街路間の比較や道路構造・沿道状況が与える影響を分析する。特に、Lingerability は、同じ空間に佇み、とどまることができる居心地の良さに加え、快体験の余韻¹¹⁾を楽しむためのゆったりとした移動を可能にする空間と時間にまたがる性能を指す⁹⁾。ここでは、Walkability の向上を利便増進、Lingerability の向上を快適増進に資する要素と位置づける。

大阪の東西を走る代表的かつ対照的な街路である御堂筋と堺筋を対象に、AI モデルによる空間性能評価に基づく比較分析を行う。まず、両街路の道路構造や利用状況の違いが評価にもたらす影響を整理し、AI の評価要因を可視化することで、空間性能評価に影響を及ぼす空間断面の要素を特定する。次に、道路空間の再配分が「歩きやすさ」や「居心地の良さ」に及ぼす影響を把握し、3D モデルを用いて段階的な空間再配分のシナリオ案を設定する。最後に、設定した各シナリオ案に対して AI モデルを適用し、再配分による効果分析を行う。

これにより、人々の価値尺度を含む画像認識 AI モデルによる評価を通じて、利便・快適増進に資する歩行空間デザインの在り方を検討するとともに、実務的な場面における画像認識 AI モデルの活用を模索することを目的とする。

(2) 研究の対象

a) 御堂筋

御堂筋は図-1 で示すように、国道 25 号および国道 176 号で構成される大阪市の都心部を南北に縦断する延長約 4km、幅員 44m の街路であり、現代の大阪におけるメインストリートとなっている。また御堂筋は経済・文化・行政の中心地であり、沿道には大阪市役所、百貨店やブランドショップ、企業、金融機関などの都市機能が集積している。これらの建物は、1920 年に施行された市街地建築物法から続く高さ制限により、スカイラインの保全が図られ、整然とした景観が作られている。また街路樹のイチヨウ並木は近代大阪を象徴する歴史的景観として大阪市指定文化財に指定されている。現在は「御堂筋将来ビジョン」に沿った車中心から人中心のストリートへの転換を目指し、道路空間でのにぎわいや憩いの場を創出する道路空間再編が進められている。

本研究では、道路構造が類似する淀屋橋交差点から難波西口交差点までの約 3km を対象区間とする。

b) 堺筋

堺筋は大阪市の都心部を南北に縦断する街路の一つであり、御堂筋の東側に並行する街路である(図-1)。全長約 6.1km であり大阪市北区の天神橋から



図-1 研究対象区間

西成区の天下茶屋を繋いでいる。かつては紀州街道の一部として栄え、近代に入ると百貨店が建ち並ぶメインストリートとなった。昭和初期に御堂筋が拡張されてからは、商業施設や企業も移転し、メインストリートとしての役割も御堂筋に移った。このように歴史的な街路であるため、堺筋には歴史的建造物が多く建ち並んでいる。長堀橋交差点よりも北側はビジネス街のため高層建築物が多く、セットバックされており、歩行空間が比較的確保されている。一方で、長堀橋交差点よりも南側は商業エリアを通過するにも関わらず、歩道幅員が約 3m と狭く、放置自転車や路上駐車等の課題を抱えている。

本研究では、道路構造が類似する日本橋 2 交差点から北浜 1 交差点までの約 3km を対象区間とする。

2. 研究方法

(1) 分析の手順

本研究の分析の手順を図-2 に示す。まず、歩行者の目線に高さを合わせて、研究対象となる街路の歩行動画を撮影した。その後、撮影した動画を 1 秒ごとに切り取り、時間的に連続した画像群として抽出した。本研究では、実務的な AI 活用を目的としているため、簡易かつ効率的な手法として、時間間隔



図-2 分析の手順

での評価を選択している。そして、筆者らの先行研究⁹⁾で開発した画像認識 AI モデルを用いて、これらの画像を基に各歩行空間について、Walkability と Lingerability の評価を行った。なお、人々が通行または滞留する歩行空間を対象としているため、評価の範囲を歩道のみ限定している。そこで、横断歩道を歩き終わった箇所から、次の横断歩道に入る 5 秒前までの区間のみを撮影し、不定期に現れる横断歩道部分の画像は入力データから除外した。

評価に際しては、道路構造や利用状況の違いに着目するとともに、モデルの予測根拠を可視化する Grad-CAM¹²⁾を用いて Walkability や Lingerability に影響を与える空間要素の影響を分析した。Grad-CAM は顕著性マップ推定の一つであり、画像の各ピクセルの評価結果への影響度合いをヒートマップとして出力することで、評価結果を視覚的に説明する手法である。他の手法と比較し、広範囲の空間要素が評価に与える影響を視覚的に分析できるため、個々の細部ではなく、より大きな単位での影響要素を特定するのに適している。なお、ピクセルが暖色であるほど当該ピクセルが評価結果に大きな影響を持ち、寒色であるほど影響しないと説明できる。

歩行空間の関係性を把握するにあたり、Walkability と Lingerability を軸とする 2 次元平面に御堂筋と堺筋の評価値をプロットした。最後に、画像認識 AI モデルの評価より明らかになった課題に基づき、3D モデル上で現状を含むシナリオを設定し、道路空間再配分が空間性能に与える影響を分析した。

(2) AI による歩行空間の評価手法

本研究では、歩行空間の性能評価にあたり、ファインチューニングを施した画像認識 AI モデル⁹⁾を用いる。モデルの特長は以下の通りである。

この AI モデルでは、高い判別精度を実現するため、既存の学習モデルである VGG16¹³⁾をベースとして、目的となるデータセットを用いて、ファインチューニング¹⁴⁾を施している(図-3)。ファインチューニングは、学習済モデルの全結合層を付け替え、

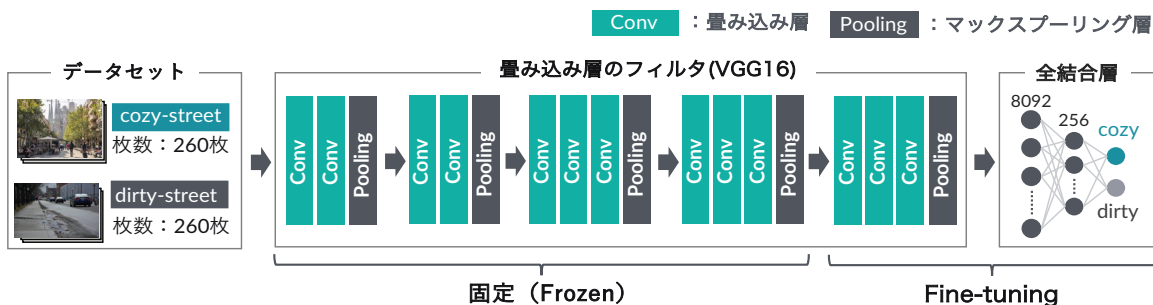


図-3 AI モデルのファインチューニング方法 (筆者らの先行研究⁹⁾ より引用し、一部修正)

表-1 データセットに含まれる画像の特徴

歩行空間の画像に含まれる空間要素の有無	画像枚数			
	walkable street	unwalkable street	cozy street	dirty street
緑 (樹木や植栽など)	220	50	162	15
利用者 (通行者や滞留者)	227	137	61	38
利便増進施設 (休憩施設, カフェなど)	38	9	71	1
沿道の商業施設	98	19	94	23
空 (空が見える状態)	165	103	130	73
放置自転車	8	19	12	18
車両の路上駐車 (自動車や二輪)	31	63	10	20
壁への落書き	0	5	0	21
落ち葉やゴミの散乱	2	26	2	79
舗装の劣化 (ひび割れ, 剥離など)	0	59	0	18

出力層に近い畳み込み層の重みを再学習する手法である。これにより、浅い層の汎用的な畳み込み層は固定され、深い層の重みのみを目的のデータに合わせて再学習させることで、新規にモデルを構築してゼロから学習させる場合と比較して、少ない学習データでも高い精度で学習させることが可能になる。

VGG16は畳み込み層13層と全結合層3層からなる深さ16層のモデルであり、広範囲にわたる画像に対する豊富な特徴表現を学習している。そこで、全結合層を付け替え、WalkabilityとLingerability、それぞれの指標に対して2クラスに分類されるように分類器を再構築した(図-3)。特徴抽出器では、入力側から10層の重みを固定し、出力側の畳み込み層3層のみを再学習させた。

教師データセットの作成では、異なる街路や都市環境の歩行空間を一律の基準で評価するAIモデルの開発に向けて、全世界から集めたグローバルな意見を反映させることを目的として、英単語を用いて画像データを収集した。

具体的には、Walkabilityに対応する検索ワードとしてwalkable-streetとunwalkable-streetをGoogle画像検索より画像を収集した。他方、Lingerable-streetを検索ワードとしても、著者らのこれまでの研究成果を除き、適当な街路空間画像は10枚程度しか得られなかったため、代替の検索ワードを検討した。結果として、Lingerabilityに対応するワードとしてcozy-streetとdirty-streetを採用した^{注1)}。

歩行空間ではない画像を取り除き、各ワード260枚ずつ、合計520枚を学習用データセットとした。そのうち440枚を訓練データとして、80枚はモデルの汎用性を図るための検証用データとした。なお、本研究が対象とする歩行空間は、外国人を含む多様な人々が利用する空間である。そのため、今回の分析では日本人の価値観だけでなく、外国人の価値観も反映した評価が必要であると考え、このようなデ

ータセットを用いている。

データセットに含まれる画像の特徴を表-1に示す。walkable-streetには、大通りに面した奥行き感の感じられる歩道が多く、街路樹が写っている画像が多い。利用者は主に通行者で、一部に休憩している人も見られる。unwalkable-streetは、路上の障害物や舗装の劣化により通行が困難な街路空間が多く、利用者が多いため混雑している画像が目立つ。また放置自転車が写っている画像では、複数台が無秩序に駐車されており、通行を妨げている。cozy-streetでは、歩行者専用道路やシェアードスペースのような道路空間が多く、カフェが写っている画像が多い。利用者は通行者よりも滞留している人が多い傾向がある。dirty-streetは、ゴミが散乱した街路空間や閑散とした暗い路地裏の画像が多く、ゴミが障害物となり、舗装の劣化も見られるため、通行が難しい状態が多い。

次に、データ拡張を行いながら、学習プロセスを進めた。探索的にパラメータ調整を行った結果、学習は30エポックで収束したため、この設定でファインチューニングしたモデルを用いて学習を行った。学習の際には過学習を防ぐため、ランダムな画像の水平移動、ズーム、反転などのデータ拡張を行った。

これにより得られた学習結果は、検証用データに対する正解率(accuracy)と損失値(loss)で評価される。それぞれ、式(1)および式(2)で表される。

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

ここで、TP: 真陽性 (真値, 推定値ともに陽性)

TN: 真陰性 (真値, 推定値ともに陰性)

FP: 偽陽性 (真値が陰性, 推定値が陽性)

FN: 偽陰性 (真値が陽性, 推定値が陰性)

$$loss = -\frac{1}{N} \sum_n \sum_k t_{nk} \log(y_{nk}) \quad (2)$$

ここで、N：データ数

t_{nk} ：n 個目のデータでの k 番目の真値

y_{nk} ：n 個目のデータでの k 番目の推定値

Walkability に関する学習結果では、検証用データの正解率が 0.90、損失値が 0.29 となった。一方、Lingerability に関しては、正解率が 0.93、損失値が 0.16 であった。この結果より、モデルの再学習により、未知の歩行空間画像に対して Walkability を 90%、Lingerability を 93%の精度で予測することが可能になった。ファインチューニング前と比較すると、Walkability は 21%、Lingerability は 12%改善された。

本研究では、未知の入力画像を画像認識 AI モデルに入力した際に出力される分類確率(0~1)を街路の歩きやすさおよび、居心地の良さとしてとらえた。すなわち、出力される値が 1 に近づくほど歩きやすい、または居心地が良い街路であると判断できる。一方で、出力される値が 0 に近づくほど歩きにくい、または居心地が悪い街路であると判断される。

なお、開発した AI モデルの特性として、近景に歩行者が映り込んだ場合、評価値が大きく低下する傾向がある点に留意が必要である。これは、unwalkable-street や dirty-street の一部で、歩行者が混雑している画像が含まれているためである。画角の問題により、画像の大部分が人で占められ、遠景が隠れてしまうと、混雑と同様の状態となり、評価値が低下しやすくなると考えられる。

3. 画像認識 AI モデルによる評価結果

(1) 対象区間全体の評価結果の概況

画像認識 AI モデルにより、研究対象の両街路を評価した結果を図-4 に示す。Walkability については、御堂筋は区間全体の平均値が 0.96、標準偏差が 0.07 である。対して、堺筋は区間全体の平均値が 0.87、標準偏差が 0.13 という結果となった。ここで、全歩行空間に対して、約 50 メートル（成人男性の徒歩 30 秒分の距離）を 1 区間として各区間の標準偏差を横軸に、平均値を縦軸にとった（図-5）。なお比較対象として、自動車交通との混在や舗装が剥離しているなど、歩行空間が十分に確保されていない街路 15)、16) の評価結果を図-5 に記載する。

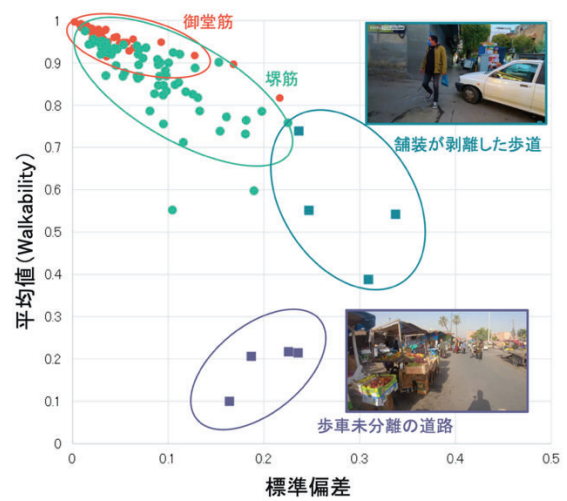


図-5 通行機能の低い歩行空間の評価結果

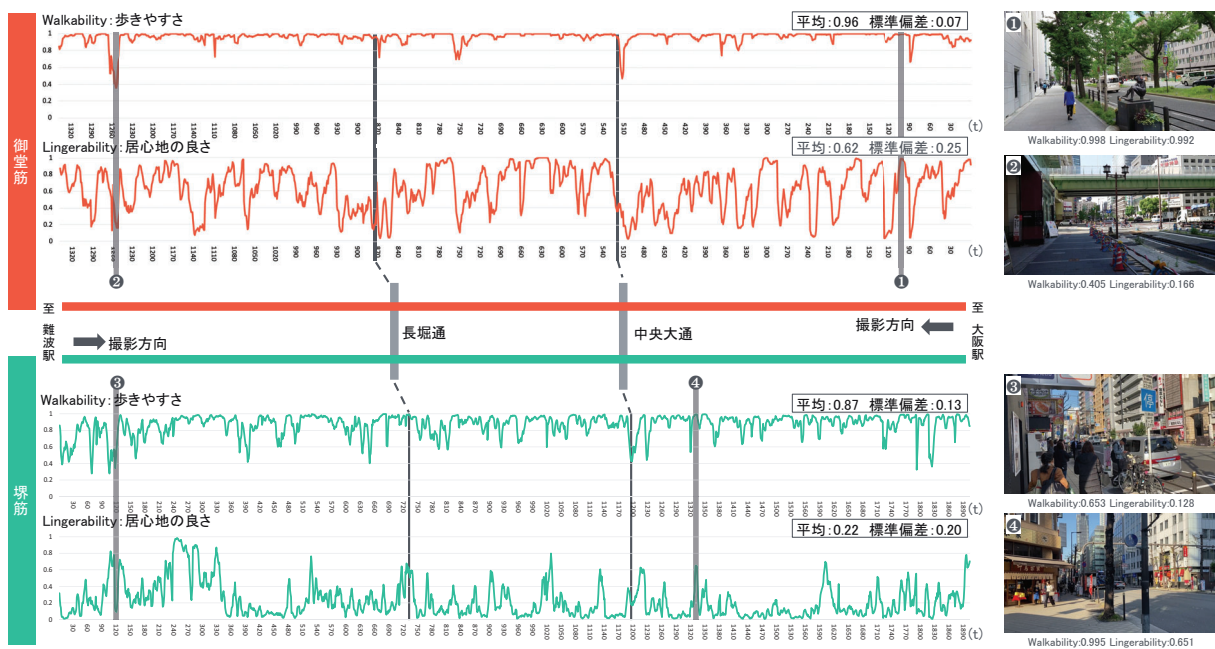


図-4 評価結果の概況

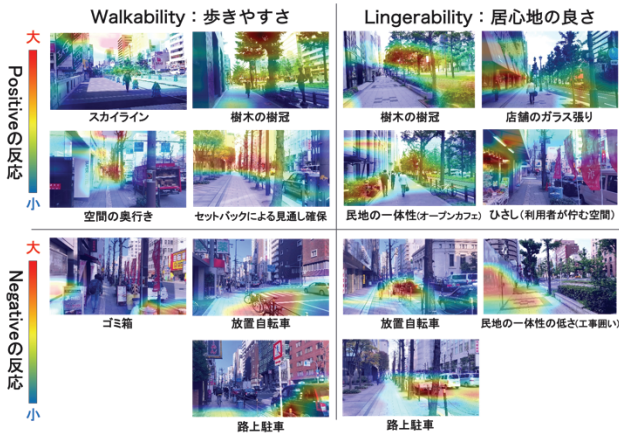


図-6 各指標に対する影響要素

御堂筋、堺筋ともにほとんどの区間において、Walkability の評価値が 0.7 以上と高くなっており、円滑な通行機能が確保されていると推察される。舗装の剥離等により歩道の通行機能が低いと考えられる道路空間では評価値が 0.4~0.7 となっており、ばらつきもその他の区間と比較して大きくなっている。また、歩行者と自動車の分離がされていない道路空間においては、評価値は 0.1~0.2 の範囲にとどまる。

Lingerability については、両街路で差がある評価となり、御堂筋は区間全体の平均値が 0.62、標準偏差が 0.25 で、堺筋は区間全体の平均値が 0.22、標準偏差となり、御堂筋は区間全体の平均値が 0.62、標準偏差が 0.25 で、堺筋は区間全体の平均値が 0.22、標準偏差が 0.20 となった。両街路を比較すると、現在の大阪市のメインストリートとして位置付けられている御堂筋の方が高い評価値となり、一定のモデルの妥当性を示した。

(2) 道路構造・利用状況に着目した要因分析

Walkability, Lingerability の評価結果について、空間的な変動をみると、同じ街路であってもエリアによりその評価結果に違いが生じている。

そこで、各街路について、道路構造や利用状況の違いに着目し、その要因を分析した。分析にあたっては、AI による Walkability と Lingerability の評価要因を可視化する Grad-CAM を用いた。なお、Grad-CAM より 1)Walkability のポジティブ要素, 2)Walkability のネガティブ要素, 3)Lingerability のポジティブ要素, 4)Lingerability のネガティブ要素の 4 つのラベルに対して影響を与える要素を可視化している。

本研究において対象とする歩行空間の画像を基に、4 つのラベルそれぞれに影響を与える要素を、図-6 に示すとおり整理した。Walkability のポジティブ要素としては、スカイラインの明瞭さ、樹木の樹

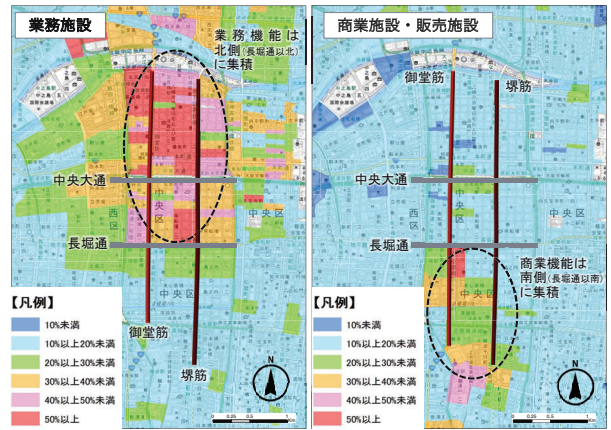


図-7 土地利用状況(左:業務施設, 右:商業・販売施設)

冠等があり、ネガティブ要素としては、ゴミ箱や放置自転車等の歩道上の障害物や、路上駐車が存在がある。

Lingerability のポジティブ要素としては店舗のガラス張りやひさし等の歩行者が回遊や滞留を誘引する設え等の存在があり、ネガティブ要素としては放置自転車の存在や、工事困いによる道路空間と沿道空間との一体性の低さ等が挙げられる。樹木の樹冠やセットバック等による沿道空間との一体性のある空間は、Walkability および Lingerability に共通してポジティブな要素となる。一方で、放置自転車や路上駐車等の存在は、Walkability および Lingerability に共通してネガティブな要素となる

土地利用の違いに着目し、各街路を「中央大通以北」「中央大通~長堀通」「長堀通以南」の 3 つのエリアに区分した。大阪市土地利用現況調査¹⁷⁾より、各エリアの土地利用の特性に関して、中央大通以北は業務機能が中心となるエリア、長堀通以南は商業機能が中心となるエリアとなっている(図-7)。各エリアの評価結果を表-2 に示す。

Walkability について、御堂筋はいずれの区間も 0.96 以上と高い評価となっており、堺筋と比較してもいずれの区間も変動係数が相対的に低く一貫して水準が高いといえる。これは、本研究対象区間では、全区間にわたって歩道幅員が約 5.5m と十分であり、歩行空間の見通しが確保されていること、車道側には街路樹としてイチョウ並木が整備されていることから、Grad-CAM においても歩行空間の抜け感や樹木の樹冠がポジティブ要素として影響を与えていることが確認できる(図-8)。

堺筋は商業系の利用が多い「長堀通以南」においてやや低い評価となっている。堺筋は歩道幅員が約 3m で街路樹は断続的に整備されているものの、車道との物理的な距離が近い。Walkability へのネガティブ要素である駐輪自転車、ゴミ箱、路上駐車につ

表-2 区間別評価結果

街路	区間	Walkability			Lingerability		
		区間平均 \bar{x}	標準偏差 σ	変動係数 σ/\bar{x}	区間平均 \bar{x}	標準偏差 σ	変動係数 σ/\bar{x}
御堂筋	中央大通 以北	0.97	0.04	0.05	0.60	0.26	0.43
	中央大通～長堀通	0.96	0.07	0.08	0.69	0.26	0.38
	長堀通 以南	0.96	0.04	0.04	0.59	0.24	0.41
堺筋	中央大通 以北	0.89	0.11	0.12	0.17	0.16	0.91
	中央大通～長堀通	0.87	0.11	0.12	0.18	0.16	0.90
	長堀通 以南	0.84	0.15	0.18	0.29	0.24	0.81

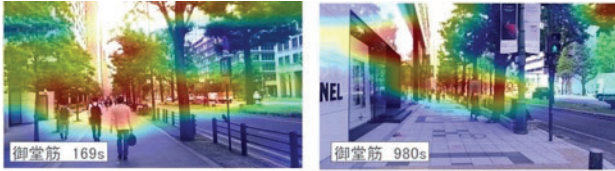


図-8 Walkability へのポジティブ要素 (御堂筋)

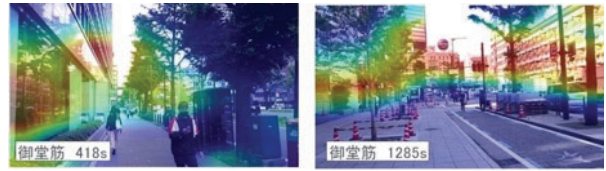


図-10 Lingerability へのポジティブ要素 (御堂筋)

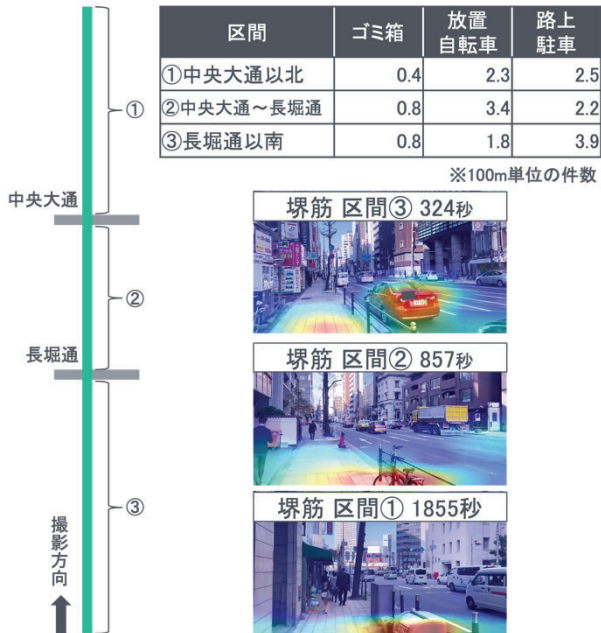


図-9 Walkability へのネガティブ要素の件数 (堺筋)

いて、撮影した動画より、区間ごとの件数を図-9に示す。写真上の秒数は図-4の下図の秒数に対応している。その結果、各区間一定の件数が存在するが、特に路上駐車について「長堀通以南」の区間が100mあたり3.9件と多くなっており、路上駐車が存在が評価値に影響していることが推察される。

Lingerability について、御堂筋は各区間とも評価値が約 0.6 以上であり、変動係数も相対的に小さく、居心地の良さに関しても一貫して水準が高い街路といえる。御堂筋は「中央大通以北」および「中央大通～長堀通」のそれぞれの区間において地区計画が定められており、共通して「世界を魅了する個性豊

かなにぎわいのあるまちなみを形成するため、御堂筋に面する部分においては、建築物の低層部（原則地上2階以下）に上質なにぎわい空間の形成に資する店舗・文化施設等の導入を図る。」と方針が掲げられている。また、「長堀通以南」においても百貨店やブランドショップ等歩行空間のアイレベルに店舗が建ち並んでいることや、御堂筋将来ビジョン¹⁸⁾に基づき、側道の閉鎖、歩行者空間化が進められていることから、歩行者のための機能が備わっている。

こうした方針での沿道形成が実施されていることから、Grad-CAM においても、ガラス張りの店舗や側道の歩行者空間化がポジティブ要素として影響を与えていることが確認できる(図-10)。

堺筋は「長堀通以南」において、0.29 と同路線の中では最も高い評価となっており、その他の区間は0.2未滿となっている。Lingerability のネガティブ要素である放置自転車や路上駐車について、図-9に示すとおり、いずれの区間も一定の件数が存在する。ポジティブ要素であるひさし（歩行者の滞留を促進する機能）や路面店（歩行の低速化を促進する機能）について、区間ごとの件数を整理した(図-11)。

写真上の秒数は図-4の下図の秒数に対応している。その結果「長堀通以南」において100mあたり、ひさしが0.6件、2.2件と相対的に件数が多いことが評価値に影響していると推察される。

なお、御堂筋と堺筋の空間性能の違いは、両者の歩行者通行量との対応からも読み取れる。平成27年度の全国道路・街路交通情勢調査¹⁹⁾によると、昼間12時間の歩行者通行量は、「中央大通以北」では、御堂筋が16,687人、堺筋が7,898人、また「長

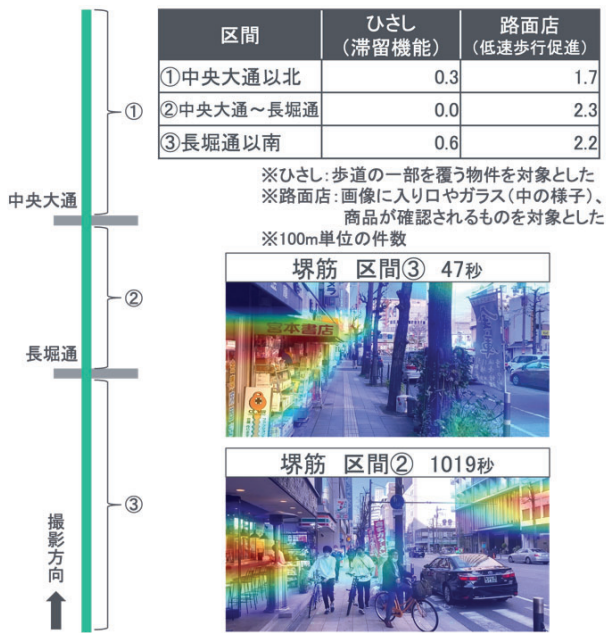


図-11 Lingerability へのポジティブ要素の件数 (堺筋)

堀通以南」では堺筋が 9,849 人であった。これより、Walkability, Lingerability 共に評価値の高い御堂筋の方が歩行者通行量は多く、空間性能と利用者数の多少に、一定の相関が存在することが示唆される^{注2)}。

4. 3D モデルによる歩行空間デザインの検討

(1) 歩行者空間の空間性能のマッピング

各街路の歩行空間について、Walkability および Lingerability の評価値を街区単位で整理した (図-12)。なお、本研究の対象エリアは道路が格子状に整備されており、各街区の歩行空間の南北方向の長さは概ね 80m となっている。

御堂筋においては、その多くの街区が第 1 象限

(Walkability : 0.5 以上, Lingerability : 0.5 以上) に分布しており、区間全体を通して、通行機能だけでなく歩行者の滞在や回遊等の賑わいを創出する機能が備わっている歩行空間であるといえる。

他方、堺筋においては、大多数の街区が第 4 象限

(Walkability : 0.5 以上, Lingerability : 0.5 以下) に分布している。これは、御堂筋と比較して低い水準となっているが、Walkability および Lingerability に共通してネガティブな影響を与えている放置自転車や路上駐車を排除し、道路の適正利用を促すことにより、改善可能と期待される。また、Lingerability をさらに向上させるためには建物低層部における賑わい創出が想定されるが、堺筋の歩道幅員は約 3m であることから車線構成の見直しによる歩道拡幅等と併せて行う必要性も検証しなければならない。

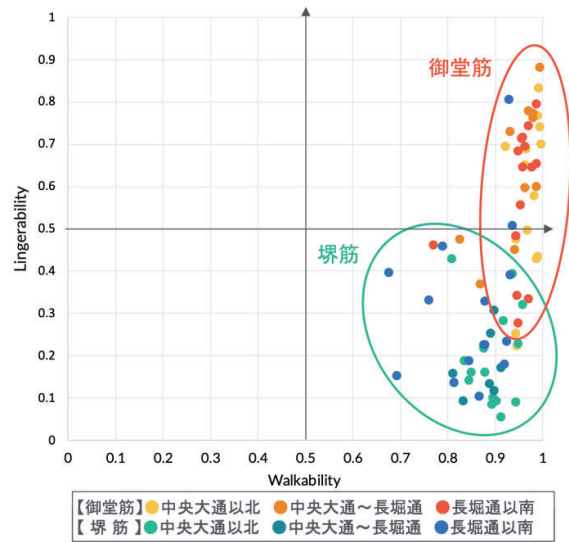


図-12 対象歩行空間の空間性能の位置付け



図-13 道路空間の再配分シナリオ案の 3D モデリング

(2) 道路空間の再配分の効果分析

道路空間の再配分による歩行空間の創出が、Walkability や Lingerability に与える影響を分析するにあたり、道路舗装や建物の細部のデザインや模様等の影響を除外するため、道路空間の再配分シナリオ案について 3D モデリングを実施した。3D モデルを作成するにあたり、3 次元モデリングソフトウェアである SketchUp と建築ビジュアライゼーションソフトである Twinmotion を用いた。

堺筋の一つの街区区間 (図-4 に示す 321 秒から 363 秒の区間) を対象に、道路空間の再配分のシナリオを次のように段階的に設定した (図-13)。

1. 現状 (放置自転車や路上駐車等がある状態)
2. 道路の適正利用 (放置自転車や路上駐車の排除)
3. 歩道拡幅 (1 車線を歩道化)
4. 歩行者利便増進施設設置

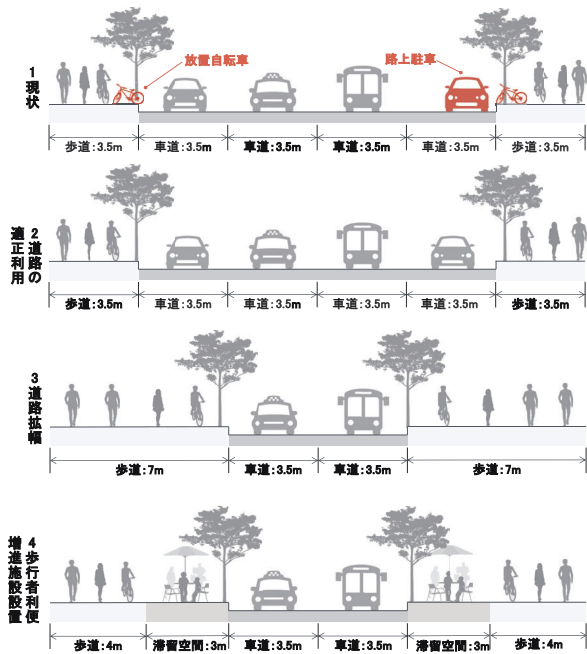


図-14 空間再配分シナリオ案の幅員構成

シナリオごとの幅員構成を図-14 に、設定条件を表-3 に示す. なお、今回使用した Twinmotion の特性上、密度や速度の条件は設定できるものの、特定の地点で同じ人や自転車が通過するといった挙動を再現することはできない. しかし、同じ条件を設定することで、区間全体ではおよそ同じ頻度で出現していると考えられる.

構築した各シナリオのモデルにおいて、歩行空間を歩行者視点、歩行速度で移動するよう動画を出力し、AI モデルより、シナリオごとの Walkability および Lingerability の値を出力した. 評価値の 3 秒移動平均をとった時空間評価の結果を図-15 に示す.

縦軸は Walkability または Lingerability の評価値、横軸は経過時間 (秒数) である. なお、図-15 の上部には、現状シナリオと歩行者利便増進施設設置シナリオにおける放置自転車、路上駐車、利便増進施設の設置区間を示している. これらの評価結果を整理したものを表-4 に示す.

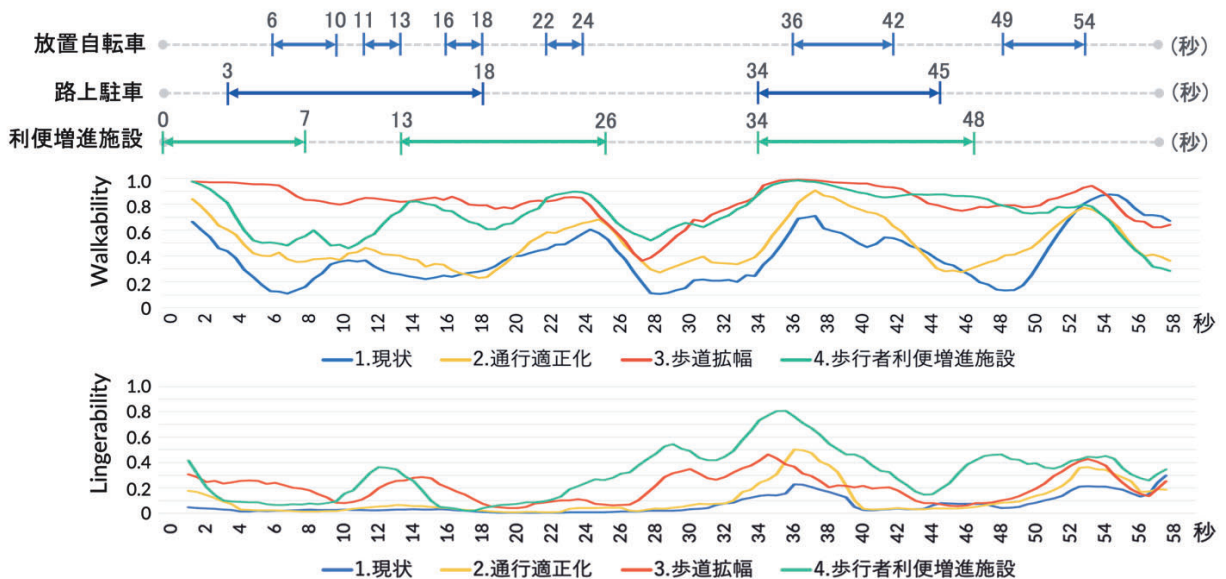


図-15 空間再配分シナリオ別の評価結果

表-3 空間再配分シナリオ別の設定条件

空間再配分シナリオ	路上設置物	歩行者		自転車	
		密度	速度	密度	速度
現状	放置自転車, 路上駐車	0.05 人/m ²	3km/h	0.02 人/m ²	
道路の適正利用	なし			10km/h	
歩道拡幅		0.03 人/m ²		0.01 人/m ²	
歩行者利便増進施設	オープンカフェ, ベンチ, キッチンカー				

表-4 空間再配分シナリオ別の評価値

空間再配分シナリオ	Walkability			Lingerability		
	区間平均 \bar{x}	標準偏差 σ	変動係数 σ/\bar{x}	区間平均 \bar{x}	標準偏差 σ	変動係数 σ/\bar{x}
現状	0.42	0.26	0.62	0.07	0.11	1.57
道路の適正利用	0.50	0.23	0.46	0.12	0.16	1.33
歩道拡幅	0.82	0.17	0.21	0.21	0.16	0.76
歩行者利便増進施設	0.72	0.22	0.31	0.32	0.24	0.75

シナリオを再現した現実の対象区間における評価の平均値は、Walkabilityが0.93、Lingerabilityが0.42である。しかし、3Dモデルで再現した街路空間では、評価値が低くなる傾向が見られる(表-4)。これは、3Dモデルが現実空間の細部を完全に再現できないことや、動画の出力時に現実空間と同じ画角を保持することが難しいためである。この点を考慮しつつ、道路空間再配分の効果検証を行う。

Walkabilityの区間平均について、表-4より、現状シナリオは0.42と相対的に低く、道路の適正利用、歩道拡幅を実施することで、評価値が0.50、0.82と段階的に向上した。特に、放置自転車(6, 40, 49秒付近)や路上駐車(6, 40秒付近)の存在がみられる区間においては、道路の適正利用を促すことで、評価値が約0.2前後向上している。また、歩道の拡幅を実施することで、全区間において、道路の適正利用の評価値を上回り、一部区間では約0.4前後と評価値が大きく向上する結果となった。

次に、歩行者利便増進施設の設置シナリオでは、評価値は0.72となり、道路の適正利用と歩道拡幅の中間に位置する結果となった。これは1車線を歩道化した敷地に利便増進施設を設置することで、道路の適正利用と同等の有効幅員を確保しており、一定の通行機能を実現しているといえる。加えて、街路樹の緑や沿道空間との一体性が高く見通しの良い区間(34-48秒区間)では、歩道拡幅時と同程度の評価値となっており、これらの歩行快適性向上に寄与する空間要素が、相対的に高いWalkabilityを実現していると考えられる。

このように段階的な道路空間の再配分により、十分な歩道の有効幅員を確保することで、Walkabilityの改善につながることを示された。その上で、歩行快適性向上を図るための設えを設置することにより、街路空間の高いWalkabilityの実現可能性が示された。

Lingerabilityについて、シナリオ別の区間平均より、現状は0.07と低く、道路の適正利用、歩道拡幅、歩行者利便増進施設を設置することで、評価平均値が段階的に0.12、0.21、0.32と向上した。

放置自転車や路上駐車等を排除するという道路の適正利用シナリオでは、一部区間で、現状シナリオより0.1~0.2程度の評価値の向上が見られた。また、歩道拡幅シナリオでは、全区間で評価値が向上し、一部区間では道路の適正利用よりも0.2程度の向上が期待される。ただし、区間平均より、Walkabilityと比較し、Lingerabilityの上昇値は相対的に低く、歩道拡幅の影響が小さいといえる。

一方で、歩行者利便増進施設の設置シナリオでは、歩道拡幅シナリオと比較して、休憩施設やオープン

カフェを設置した区間(13秒付近)では0.2~0.3程度、道路空間との一体性を高めた区間(34, 48秒付近)では0.4程度、評価値が向上した。

このように、道路の適正利用や歩道拡幅によりLingerabilityの改善は一定程度期待されるものの、その効果は限定的であることが示された。Lingerabilityの本格的な改善に向けては、歩道拡幅と併せて、歩行者利便増進施設を設置し、賑わいの創出および道路空間と沿道空間との一体性を高める複合的な取り組みが必要と考えられる。

5. 結論

本研究では「居心地がよく歩きたくなる」まちなかづくりの推進に向け、都市部の主要幹線道路を対象として、画像認識AIモデルより、歩きやすさや居心地の良さの評価と要因分析を行い、利便・快適増進に資する歩行空間デザインの在り方を検討した。

まず、画像認識AIモデルより、歩行空間の歩きやすさ: Walkability, 居心地の良さ: Lingerabilityを評価し、道路構造や利用状況に影響を受けていることを確認した。次にWalkabilityとLingerabilityの評価値を街区単位で整理し、歩行空間の空間性能評価から、対象街路の特徴づけを行った。そして、AIによる評価と要因分析に基づき、今後必要とされる歩行空間の改善シナリオを示した。改善案の効果を比較評価するために、3Dモデルより、道路空間再配分シナリオを再現し、WalkabilityとLingerabilityへの影響を分析した。その結果、道路の適正利用や歩道拡幅などの段階的な再配分により、Walkabilityの大きな改善とLingerabilityの部分的な改善につながると試算された。歩道拡幅と併せて、歩行者利便増進施設を設置することにより、歩道拡幅した場合と同レベルのWalkabilityを実現し、Lingerabilityの本格的な改善につながることを示唆された。

本研究で提案した評価モデルは、画像を入力する深層学習モデルを用いているため、画像に含まれる様々な空間要素の高次元の相互作用を考慮した評価となっている。また、教師データに歩行空間に対するグローバルかつ不特定多数の印象やナラティブ評価を反映しているため、3Dモデルと併用することで、設計段階であっても人の印象やナラティブが反映された代替案の評価が可能となり、迅速かつ合理的な空間設計が可能になる点で、従来の手法と比し優位であるといえる。

将来的には、よりローカルな課題に対応するため、パブリックコメント等と合わせて、対象となる街路

の地権者や来訪者を含む利用者などのステークホルダーの意見を教師データ取り入れた AI モデルの構築および評価が求められる。その際に、教師データの違いによるモデル別の評価の感度分析も合わせて行う必要がある。

なお、本研究で言及した空間性能やそれに影響を及ぼす空間要素、また、空間性能と利用者数との関係性は、国土交通省の掲げる「まちなかの居心地の良さを測る指標」²⁰⁾においても把握すべき重要な対象として挙げられており、本研究で得られた知見は、人中心のまちづくりの推進に資するものと考えられる。

一方、本稿で検討した手法には、いくつかの限界が存在する。まず、歩行空間評価を画像分類の問題として取り扱っている都合上、極端に良い、または悪い状態を持つ街路の評価においては、評価値が 0 または 1 に収束する。このように評価値に上限が設定されているため、極端なケースではモデルの評価が十分に反映されない可能性がある。次に、本研究では、Grad-CAM の結果を目視によって整理しており、画像のセグメンテーション技術等を用い、客観的かつ機械的な手法を検討する必要があると考えられる。また、街路空間評価は画像毎に行われているため、画像内に奥行きとして空間的な連続が表現されているものの、歩行中という時間的な連続を考慮した評価手法には至っていない。これに対して、時系列深層学習モデルである Long Short Term Memory などを用いて、車速や歩行速度などの時間要素の影響を表現可能な、動画を直接入力する歩行空間性能の評価手法の構築が今後検討されるべき課題である。

謝辞：本研究の実施にあたって大阪大学・(株)建設技術研究所の「交通システム研究会」において、メンバー各位から有益な助言や示唆をいただいた。また本研究は、JST/JICA SATREPS (研究課題 JPMJSA1704 : Thailand4.0 を実現するスマート交通戦略) および JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2138 の支援により実施された。ここに記して謝意を表す。

NOTES

快適さを表す代表的な英単語としては、comfortable, cozy, congenial が挙げられる。オックスフォード英英辞典より、これらの中で cozy は精神的な快適さを含む特定の場所や空間、雰囲気リラックスを感じる時に使用される言葉であると説明されている。そこで、Lingerability に対応するワードとして cozy (coziness)を採用した。一方、cozy の対義語には uncomfortable, inhospitable, cold 等が挙げられるが、ストックフォトサービスでの画像検索結

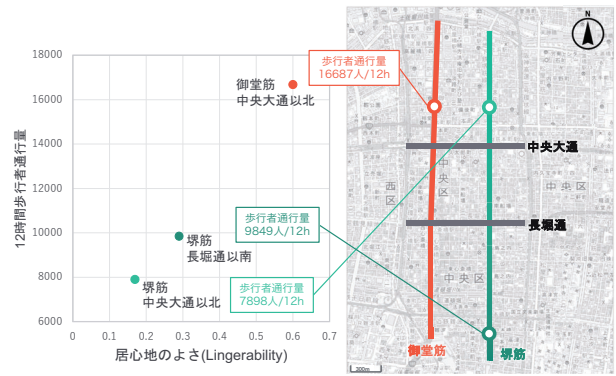


図-16 Lingerability の指標値と歩行者通行量の関係

果から、検索ワードとして適さないことを確認している。そのため、検索ヒット数が多い言葉として dirty-street を候補としている。なお、dirty-street に対応する画像には、ゴミの散乱した道路空間だけでなく、路面の維持管理状況や沿道環境・景観の悪い画像、路上駐車が多い画像などが多く含まれている。

注1) 空間性能と歩行者通行量の相関分析より、Lingerability では決定係数が 0.99、Walkability では決定係数が 0.67 という結果となった。Lingerability においては、少サンプルでありながら、両者の間に有意な正の相関(p<0.05)が見られた(図-16)。整備水準の高い大阪都心部の2つの街路を歩行者通行量という観点から比較すると、人々の街路選択により強い影響を及ぼしているのは、空間性能に加え、時間性能を含む Lingerability であることが示唆される。

なお、「長堀通以南」における御堂筋の歩行者通行量は、平成27年度全国道路・街路交通情勢調査では収集されておらず、図-16 に示す3地点で観測した結果に基づき考察を行なった。ただし、御堂筋の利用実態として、ビジネス街である「中央大通以北」よりも、商業施設が集積する「長堀通以南」の方が、利用者数が多いことは知られている。これは、平成31年に行われた武藤ら²¹⁾の調査において、御堂筋の滞留人数は「中央大通以北」と比較して、「長堀通以南」が平日で約2倍、休日で約4倍となっていることから推測できる。これらの結果を総合すると、御堂筋の方が、利用者数が多いことがうかがえる。

REFERENCES

- 1) 国土交通省：「居心地が良く歩きたくなるまちなか」からはじまる都市の再生, 2019, <https://www.mlit.go.jp/common/001301647.pdf> [Japanese Ministry of Land, Infrastructure: "igokoti ga yoku aruki-taku-naru matinaka" kara hazimaru toshi saisei, 2019, <https://www.mlit.go.jp/common/001301647.pdf>] (access 2022.09.26)
- 2) 濱名智, 中川大, 松中亮治, 大庭哲治: 歩行者に対

- する道路空間配分状況が商店街の賑わいに及ぼす影響に関する研究, 日本都市計画学会都市計画論文集 Vol.44, No.3, pp.85-90, 2009. [Hamana, S., Nakagawa, D., Matsunaka, R., Oba, T.: Study on the Effect of the Allocation of Road Space for Pedestrians on the Life of Shopping Malls, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, 2009, Vol.44, No.3, pp.85-90.]
- 3) 古川貴裕, 下村泰彦, 加賀宏之, 増田昇: 御堂筋のにぎわいを創出する滞留行動に関する研究, 日本都市計画学会関西支部研究発表会講演概要集 8 巻, pp.57-60, 2010. [Hurukawa, T., Simomura, Y., Kaga, H., Masuda, N.: midousuji no nigiwai-sei wo sousyutu suru tairyuu-koudou ni kan-suru kenkyuu, *Proceedings of The City Planning Institute of Japan, Kansai Branch*, 2010, Vol.8, pp.57-60.]
 - 4) 札本太一, 小嶋文, 久保田尚: 歩行者の外形的な特徴に着目した空間評価に関する研究, 土木学会論文集 D3, Vol.67, No.5, pp.919-927, 2011. [Fudamoto, T., Kojima, A., Kubota, H.: Study on Evaluation Method for Street Space Focusing on Pedestrian Behavior, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, 2011, Vol.67, No.5, pp.919-927.]
 - 5) Dubey, A., Naik, N., Parikh, D., Raskar, R., Hidalgo, C.A. (2016). Deep Learning the City: Quantifying Urban Perception at a Global Scale. In: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N., Welling, M. (eds) *Computer Vision – ECCV 2016*. Lecture Notes in Computer Science, Vol.9905. Springer, Cham.
 - 6) Jingxian, W., Wenze, Y., Mengmeng, L., Jiabin, G.: Mapping human perception of urban landscape from street-view images: A deep-learning approach, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol.112, 2022, 102886.
 - 7) Kang, Y., Kim, J., Park, J., Lee, J.: Assessment of Perceived and Physical Walkability Using Street View Images and Deep Learning Technology. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2023, Vol.12, No.5, Article No.186.
 - 8) Iamtrakul, P., Chayphong, S., Kantavat, P., Nakamura, K., Hayashi, Y., Kijisirikul, B., Iwahori, Y.: Assessing Subjective and Objective Road Environment Perception in the Bangkok Metropolitan Region, Thailand: A Deep Learning Approach Utilizing Street Images. *Sustainability* 2024, Vol.16, No.4, Article No.1494.
 - 9) 曾翰洋, 鹿島翔, 葉健人, 土井健司, 画像認識 AI モデルを用い, 通行および滞留機能を考慮した歩行空間の性能評価の試み, 交通工学論文集, 2023, 9 巻, 2 号, pp. A_213-A_222. [Sou, K., Kashima, S., Yoh, K. and Doi, K.: Evaluating the Performance of Walking Spaces Considering Passage and Retention Functions Using Image Recognition AI Model, *JSTE Journal of Traffic Engineering*, 2023, Vol.9, No.2, pp.A_213-A_222.]
 - 10) Day, G. and Gwilliam, J.: *Living Architecture, Living Cities: Soul-Nourishing Sustainability*, Routledge, 2019.
 - 11) 中村文彦, 国際交通安全学会 都市の文化的創造的機能を支える公共交通のあり方研究会: 余韻都市 ニューローカルと公共交通, 鹿島出版会, 2022. [Nakamura, F. and the research group member on public transport supporting cultural-and-creative function of cities by IATSS: *Afterglow Cities –New Local and Public Transport*, Kajima Institute Publishing, 2022]
 - 12) Selvaraju, R.R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. and Batra, D.: Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization, *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.618-626, 2017.
 - 13) Simonyan, K. and Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*, pp.1-14.
 - 14) Chollet, F., 巢籠悠輔, (株)クイープ: Python と Keras によるディープラーニング, マイナビ出版, 2018. [Chollet, F., Sugomori, Y., QUIPU Co. Ltd.: *Deep Learning with Python and Keras*, Mynavi Publishing, 2018.]
 - 15) Walking Tour of Real MARRAKECH - Morocco Africa Video Walk, <https://www.youtube.com/watch?v=h1CNJ-5Qt83s> (access 2022.09.26)
 - 16) Evening Walking in Tehran City, Lalehzar Street, Iran, Autumn 2020, during Epidemic of COVID-19, <https://www.youtube.com/watch?v=iTy180sDdRw> (access 2022.09.26)
 - 17) G 空間情報センター, 【平成 29 年度】土地利用現況調査 (大阪市) . [G-spatial Information Center, Land Use Survey in Osaka-shi, 2017.]
 - 18) 大阪市: 「御堂筋将来ビジョン」を策定しました, <https://www.city.osaka.lg.jp/kensetsu/page/0000464479.html>. [Osaka-shi: I settled on "the future's Midousuji Boulevard vision", <https://www.city.osaka.lg.jp/kensetsu/page/0000464479.html>.] (access 2022.09.26)
 - 19) 大阪府: 平成 27 度 全国道路・街路交通情勢調査 (道路交通センサス), <https://www.pref.osaka.lg.jp/doroseibi/h27sensasu/index.html>. [Osaka-fu: road traffic census, 2015, <https://www.pref.osaka.lg.jp/doroseibi/h27sensasu/index.html>.] (access 2023.06.10)
 - 20) 国土交通省: まちなかの居心地の良さを測る指標 (改訂版 ver.1.0), https://www.mlit.go.jp/toshi/toshi_machi_tk_000081.html. [Japanese Ministry of Land, Infrastructure: matinaka no igokoti no yosa wo hakaru sihyou (Revised ver.1.0), https://www.mlit.go.jp/toshi/toshi_machi_tk_000081.html.] (access 2023.06.15)
 - 21) 武藤彩華, 松尾薫, 武田重昭, 加我宏之: 御堂筋における 2 時期での滞留行動の変化から捉えた空間整備に関する研究, 日本都市計画学会関西支部研究発表会講演概要集, 2020, 18 巻, pp. 65-68. [Muto, A., Matsuo, K., Takeda, S. and Kaga, H.: A study of Midousuji's space maintenance from changes in staying behavior between 2 periods of time, *Proceedings of The City Planning Institute of Japan, Kansai Branch*, 2020, Vol.18, pp.65-68]

(Received February 20, 2024)

(Accepted October 26, 2024)

A STUDY ON EVALUATION OF THE CONVENIENCE AND COMFORTABILITY
OF PEDESTRIAN SPACE USING IMAGE RECOGNITION AI MODEL
: CASE STUDY IN MIDOSUJI AND SAKAISUJI STREETS

Kanyou SOU, Sho KASHIMA, Kenji DOI, Kento YOH and Masaki YOSHIOKA

Recently, in addition to pedestrian-centered street spaces that facilitate the flow of automobile traffic, human-centered street spaces and local context-oriented spaces have been attracting attention. It is expected that image recognition technology based on deep learning will be applied in a variety of fields. Therefore, in this study, image recognition technology is applied to streets in urban areas in Japan to evaluate the Walkability and Lingerability of pedestrian spaces and to analyze the factors that affect these spatial performances. First, an image recognition AI model (AIHCE) was used to evaluate the pedestrian space. Walking environment, convenience and comfortability of the selected pedestrian spaces in Osaka's downtown area were evaluated by Walkability and Lingerability metrics, and the factors that affect the evaluation results were identified. Then, the effectiveness of a phased redistribution scenario of road space was examined. Finally, we proposed a method of utilizing image recognition technology to co-create a walking space that contributes to the promotion of walkable and livable cities.