

水辺および街路を連続的に性能評価する ソフトラベリングを用いた画像認識AIの開発

板東 優佳¹・曾 翰洋²・葉 健人³・土井 健司⁴

¹非会員 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:bando.yuka@civil.eng.osaka-u.ac.jp

²学生会員 大阪大学大学院 工学研究科地球総合工学専攻 (同上)
E-mail:sou.kanyou@civil.eng.osaka-u.ac.jp

³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 (同上)
E-mail:doi@civil.eng.osaka-u.ac.jp

⁴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 (同上)
E-mail:yoh.kento@civil.eng.osaka-u.ac.jp

本研究は、都市の水辺空間と街路の連続的な性能評価を目的とし、ソフトラベリングを用いた画像認識AIモデルを開発した。まず水辺空間向けの新たなデータセットを作成し、クラウドソーシングを活用して多様な主観を反映したアノテーションを行った。事前学習済みモデルVGG16を用いたモデルの学習において、ソフトラベリングにより従来のハードラベリングよりも精度の高い評価が可能であることを確認した。大阪市の主要な水辺空間を対象に、歩きやすさ(Walkability)、居心地の良さ(Lingerability)、賑わい(Vibrancy)の指標を用いた空間性能評価を実施し、Grad-CAM++を用いた視覚的分析により、評価に影響を与える要素を特定した。さらに、東横堀川の事例分析を通じて、空間性能の向上に向けた改善策を提案し、水辺と周辺街路の統合的な視点からの計画の重要性を示した。

Key Words : *Waterfront, Pedestrian Space, Walkability, AI Evaluation, Soft Labeling*

1. はじめに

近年、市民のライフスタイルやニーズの多様化により都市公共空間に求められる質が変化している。歩道を含む道路空間に関する交通都市政策においては、自動車優先から人優先への空間設計を目指し、道路空間の通行機能に加え、人々が憩い、交流するための滞留機能の向上を図っている¹⁾²⁾。また道路空間と同様に水辺空間においても人中心の空間への転換、利活用が求められ、その在り方が問われている。

「かわまちづくり」は、河川空間とまち空間が融合した良好な水辺空間を創出し、地域の賑わいや活性化を図ることを目的として2009年に国土交通省が創設した支援制度である³⁾。従来の治水・利水中心の河川整備から、水辺の利活用を重視する転換が進められ、歩行者が滞在するためのハード整備、ソフト政策としての規制緩和を通じて、人々が水辺に

親しめる環境づくりが推進されてきた。この計画⁴⁾では、水辺と周辺の街路を連続的に整備することで、人々の水辺に対する物理的・心理的距離を縮め、まちの回遊性を高めるとともに、周辺建築物との調和を図り、地域の特性を最大限生かした空間形成を創出することを目指している。人々の水辺への活発な移動を促し、賑わいをうむことは、水辺空間を地域のシンボル、交流の場とし、魅力を高め持続可能な都市づくりを推進する上で重要な要素となる。

水辺空間の印象を評価した研究では、手法にアンケートを用いたものが多くみられる。アンケート調査は利用者の主観を反映し、分析することが可能な一方、評価期間や範囲に限られるなど、収集できるデータに制限がある点において課題が存在する⁵⁾⁶⁾。

これに対し、近年では都市空間の印象評価において深層学習を活用する研究が進められている。

Naik et al.⁷⁾は、クラウドソーシングを活用し、都市の安全性評価モデルStreetScoreを開発し、全米21

都市のGoogleストリートビュー（GSV）画像に対して、安全度を評価した。続いて、Dubey et al.⁸⁾は世界56都市の街路画像と約110万人の比較評価データに対して、Siameseネットワークを構築し、安全、美しさなど6指標の印象評価モデルを構築した。近年では、より精度の高い印象評価が可能になっている。He et al.⁹⁾は、GSV画像と畳み込みにニューラルネットワークにより、安全性、にぎやかさ、美しさなど6つの指標で都市空間を印象評価し、印象に影響を与える景観要素を特定した。また、Sangers et al.¹⁰⁾は、CNN（Convolutional Neural Network）とトランスフォーマーモデルを活用し、Grad-CAMによる可視化でモデルの説明性を向上させた。さらに、Zhao et al.¹¹⁾は、街並みの視覚的な質を評価するためのディープラーニング手法を開発し、住民の景観嗜好と印象評価をモデル化した。また、国内でも同様の研究が進んでおり、山本¹²⁾は情動画像データベースを学習したモデルを活用し、街路景観の快・不快感を推定する手法を開発した。沖ら¹³⁾は大規模な街路印象アンケートを用いたランキング学習型CNNモデルを構築し、住宅街の景観印象を定量化した。

また筆者らの先行研究では、画像認識AIモデルを用いた街路空間評価手法であるAI and Human Cooperative Evaluation（以下、AIHCE1.0）を開発し、国内外の街路空間に対して性能評価を行うことで空間性能に紐づく課題を分析した¹⁴⁾¹⁵⁾¹⁶⁾。画像認識AIモデルの開発にあたっては、Web検索により、言語ラベルに紐づいた歩行者視点の街路画像を収集することでデータセット作成を行った。AIHCE1.0の特長として、グローバルな意見に基づく歩行者視点での街路空間評価が可能であり、実務的な街路空間デザインへの活用も確認されている。本モデルは、街路空間の性能を「歩きやすさ（Walkability）」と「居心地の良さ（Lingerability）」の2つの指標で評価し、街路間の比較や道路構造・沿道環境の影響分析を可能にする。さらに、高い判別精度を実現するため、VGG16をベースにファインチューニングを施した画像認識AIモデルを採用している。

一方で、AIHCE1.0は主に街路空間を対象としているため、水辺などの他の公共空間には対応しておらず、また利用者ごとの多様な主観を反映できない点が課題として残る。空間性能（居心地の良さなど）は利用主体や地域特性により評価が異なると考えられる。特に水辺空間は移動が主な目的となる街路空間と比べ、異なる目的を持った多様な人が訪れるため、水辺空間整備においては、多様な意見を計画や設計に反映させることが不可欠となる。

そこで、本研究では、AIHCE1.0を拡張し、都市内の水辺空間の印象評価を行う画像認識AIモデルの開発を試みる。まず、水辺空間を対象としたデータセットを構築し、トレーニング手法を変更することで、利用者の多様な主観を反映した空間性能の評価手法を開発する。次に、都市水辺空間を対象に、歩行者視点での空間性能（居心地良さ等の価値尺度を含む要素）を定量的に評価し、空間性能と空間の特徴との関係性を分析する。さらに、周辺街路との統合的な視点から、空間の改善策を提案する。

2. ソフトラベリングによるAIモデル開発

(1) ソフトラベル付き学習データの作成

これまでの筆者らの研究¹⁴⁾は、言語ラベル付き画像を収集し、教師データとして1つの正解クラスを割り当てることで、ワンホットベクトルで表現されるハードラベリングによるデータセットを作成した。一方、本研究では新たなトレーニング手法として、ラベルを確率的な値として与え、異なるクラスへの所属度を分布として表現するソフトラベリングを採用する。ソフトラベルに基づく学習では、人の多様な主観（意見のばらつき）をノイズとしてではなく、情報として捉え、クラス間にまたがる情報をそのままモデルに反映することが可能である。人の感情等の主観的価値を画像認識AIにより評価する情報分野の研究において使用されている¹⁸⁾。

本研究では様々な属性の人々の意見を取り入れるため、クラウドソーシングを活用し、アノテーション（画像のラベル付け）を行う。はじめにYouTubeより世界各国の都市河川画像を1000枚収集する。画像の選定に際しては、画角内に河川が含まれる道路空間の画像を対象とした。次に、収集したデータセットをランダムに10等分し（各データセット100枚）、1人につき1データセットを割り当て、合計100人にアノテーションを依頼した。回答者は、各画像について「歩きやすさ(Walkability)」、「居心地の良さ(Lingerability)」、「賑わい(Vibrancy)」の3指標を4段階で評価した。また、回答者が各指標を評価する際の観点を明確にするため、それぞれの指標に対してチェック項目を設けた（表-1）。

なお、Walkabilityは安全・円滑・快適に通行できる性能、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、快体験の余韻を楽しむためのゆったりとした移動を促す性能、Vibrancyはその空間に活気があり、楽しいといったポジティブな感情を促す性能として定義している。

表-1 アノテーションのチェック項目

指標	チェック項目
Walkability	1.安全に歩くことができるか 2.歩行空間が整備されているか 3.十分な幅員があるか
Lingerability	1.景観のきれいさ 2.水質のきれいさ 3.その場所で休憩したいか
Vibrancy	1.人が集まりそうな空間があるか 2.時間を過ごすことができる空間であるか 3.その場所が人との交流や活動をうみだしそうか

各画像について、各クラスに対する10人分の回答割合を確率値として変換することでソフトラベルを生成し、モデルの学習データとして用いた。

(2) 画像認識AIモデルの開発

ソフトラベル付きデータセットを用いて、Convolutional Neural Network (CNN) をベースとした画像認識AIモデルを開発する。事前学習済みモデルには、畳み込み層13層と全結合層3層からなるVGG16⁸⁾を採用し、学習モデルの最終出力層である全結合層を新しいものに置き換えた。さらに、畳み込み層の重みを再学習するファインチューニングを適用し、AIモデルの精度向上を図る(図-1)。具体的には、VGG16のBlock1~4の重みを固定し、Block5以降の重みを再学習させる。これにより、低レベルの特徴を維持しつつ、高レベルの特徴のみを再学習することで、より適応的な表現学習を可能にする。

データセットの分割において、全データの各クラスの枚数割合が均等になるように10% (100枚) をテストデータとして取り出す。データセットの分割において、全データの各クラスの枚数割合が均等になるように10% (100枚) をテストデータとして取り出した。残りの90% (900枚) については、層化k分割交差検証を適用し、5つのグループに分割する。交差検証では、各反復において1つのグループ(180枚)を検証データ、残り(720枚)を訓練デ

ータとして用い、全てのグループが検証データとなるよう5回繰り返す。

ハイパーパラメータの調整に関しては、早期終了を導入し、直近5エポックの損失値よりも高い場合に学習を終了させた。また、学習率の初期値は探索的に決定し、学習中の安定性を向上させるために学習率減衰を適用した。学習率は3エポックごとに10分の1に減少させる設定とし、学習の進行に応じて適応的に調整できるようにした。

以上により開発した画像認識AIモデルは、ラベル付けされた水辺空間画像に対するクラスごとの確率分布(類似度スコア)を出力する。この確率分布をもとに、Walkability index (WI)、Lingerability index (LI)、Vibrancy index (VI)を定義し、水辺空間の性能評価の指標とする。具体的には、AIモデルの確率分布の出力に対して、スコア変換することにより、定量的な指標を導出する。

スコア変換においては、各クラス*i* (*i*=1,2,3,4)にスコア*S_i*を割り当て、モデルが出力するクラスごとの確率分布*P_i*を重みとする加重平均を用いて算出し、指標の値が0から1の範囲に収まるように正規化を行う。

$$X = \sum_{i=1}^N P_i S_i \tag{1}$$

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{2}$$

これにより、モデルの出力を定量的な指標に変換し、AIHCE1.0と同様に0から1の範囲で水辺空間の評価を行うことが可能となる。

なお、水辺空間周辺街路の性能評価については、AIHCE1.0を用いて、WI、LIを算出する。AIHCE1.0では、歩きやすさに関してwalkable streetとその対義語としてunwalkable street、居心地の良さに関してcozy streetとdirty streetをそれぞれキーワードとして画像検索した結果より得られた画像を学習させ、歩きやすい、居心地の良い街路空間を判定する2つのモデルを構築している。

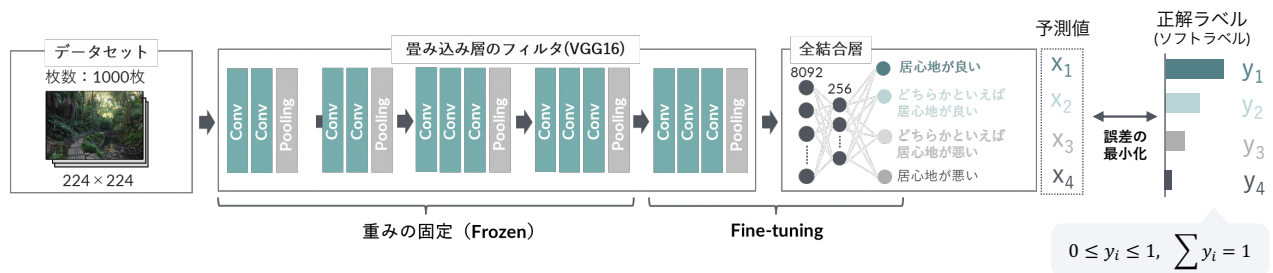


図-1 画像認識 AI モデルのアーキテクチャ

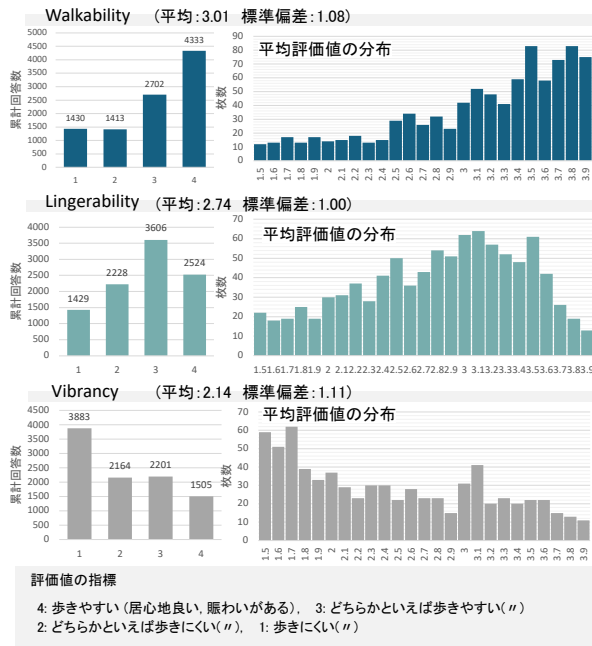


図-2 アノテーションの結果

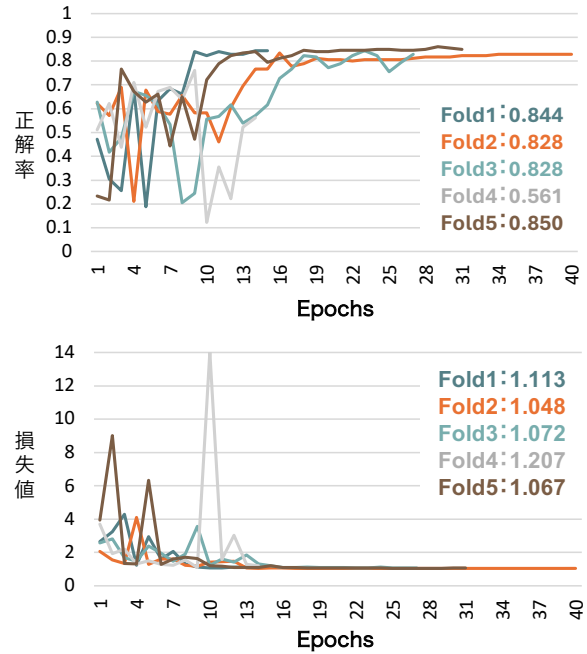


図-3 検証データ正解率および損失率

(3) アノテーションの結果

AIモデル開発の結果について整理する。各指標に関して、画像ごとの累計回答数および平均値の分布をヒストグラムで示す(図-2)。

全体的な傾向として、Walkabilityの平均値が最も高く、次いでLingerability、Vibrancyの順に平均値が高いことが確認された。また、各指標においてクラスごとの回答枚数には偏りが見られるが、全てのクラスで1400件以上の回答が得られたことから、アノテーションによって得られたラベル付き画像データをそのまま教師データとして採用することとした。なお、AIモデル構築に際しては、データセット内のクラス間のサンプル数の偏りが学習に与える影響を軽減するため、パラメータ調整を行っている。

3. 画像認識AIモデルの学習結果

Walkabilityに対する検証データにおける学習結果を図-3に示す。ソフトラベリングを用いた主観評価を含むタスクを行う画像認識AIモデルにおいて、全予測数に対する正解数の比率である正解率は一般的に0.6~0.7である¹⁹⁾²⁰⁾²¹⁾。一方、本研究では正解率は約0.8を達成し、モデルの予測結果と実際の正解データとの間の誤差を数値化した指標である損失率は約1.0であった。次にテストデータに対する精度を評価した(図-4上図)。情報量の観点から測定データと推測モデルの分布との誤差を測るKL Divergenceでは、テストデータのうち8割以上の画像の両分布のズレが1.0以下に抑えられていた。

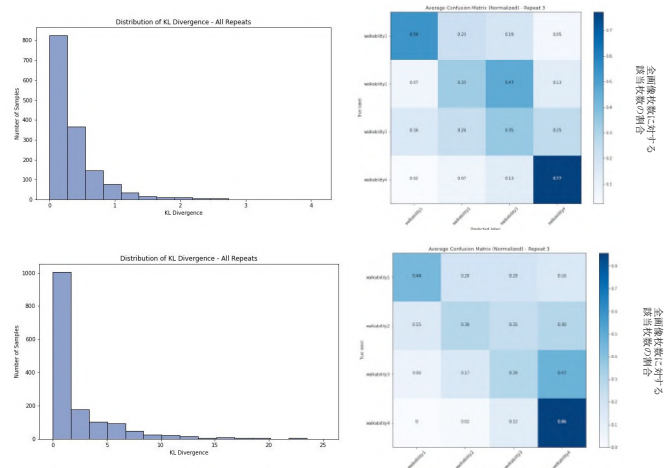


図-4 KL Divergenceおよび混同行列の結果
(上:ソフトラベリング, 下:ハードラベリング)

全テストデータのラベルと予測ラベルをクロス集計した混同行列による分析の結果、対角線上及びその付近に該当するデータが比較的多く、開発した画像認識AIモデルが一定の精度を有することを確認したにおける検証データに対する正解率は0.76、Vibrancyでは0.78であり、いずれも一定の精度を有することが確認された。

ここで、ハードラベリングを適用したAIモデルを構築し、ソフトラベリングを用いたモデルとの精度比較を行った。各画像について、1枚の画像につき得られた10人分のラベルは、4つのクラスに割り当てられているため、最も多く選択されたクラスを正解クラス1として、それ以外を0とするワンホットベクトルに変換した。

Walkability に対する学習結果を図-4 の下図に示す。モデルの最終評価であるテストデータの精度を測る指標として KL Divergence に着目すると、ハードラベリングを適用した場合、両分布のズレが 1 以上の画像が、ソフトラベリングの場合と比較し大幅に増加していた。また混同行列に関しては、ハードラベリングでは、正解クラスが単一であるため、対角線上のマスのみが色が濃く表示されることが望まれる。しかし対角線上に、一致割合が 0.5 以上のマスは一部しか存在せず、誤分類された画像が多いことが確認された。以上の結果から、ハードラベルを用いた学習は、ソフトラベルでの学習と比較して精度が低いことが確認された。

この主な要因として、次の 2 点が考えられる。1 つ目は、ハードラベリングでは 4 種類のワンホットベクトルのいずれかに分類されるのに対し、ソフトラベリングでは多様な確率分布を学習している点である。2 つ目は、ハードラベルがクラスラベルを「確定的」に与えるため、曖昧なデータを反映し学習することが困難であり、特にノイズに影響を受けやすく、過学習が発生しやすい可能性が高い点である。これらの要因より、ソフトラベルを用いた学習を行ったモデルのほうが、多様な意見を学習し、高い汎化能力を有するため、ハードラベルを用いたモデルと比較して、精度の高い予測が可能であると考えられる。

4. 水辺空間の性能評価

(1) 評価データの準備

本研究の研究対象地として、大阪の代表的な都市の水辺空間である、市の中心部に位置する淀川、大和川、木津川、道頓堀川、土佐堀川（中之島）、東横堀川を選定し、水辺空間の性能評価を行った（図-5）。特に、現在空間の再生が進められている東横堀川においては、性能評価に加え空間の改善策について提案を行う。現在、東横堀川では堤防を撤去し、沿川に中之島から道頓堀をつなぐ遊歩道を新たに整備する動きがあり、大阪のまちを大きく変えるポテンシャルをもち、特性を活かした新たな活用が期待されているエリアである。

まず水辺空間性能評価に用いる水辺空間画像収集のため、対象地においてビデオカメラを歩行者の視点の高さに合わせ、進行方向前方の動画を撮影した。撮影時の環境条件として、画像内における日差しや西日の影響を考慮し、春季の 9:00 ~ 16:00 の時間帯に限定して撮影を実施した。そして、撮影した動画

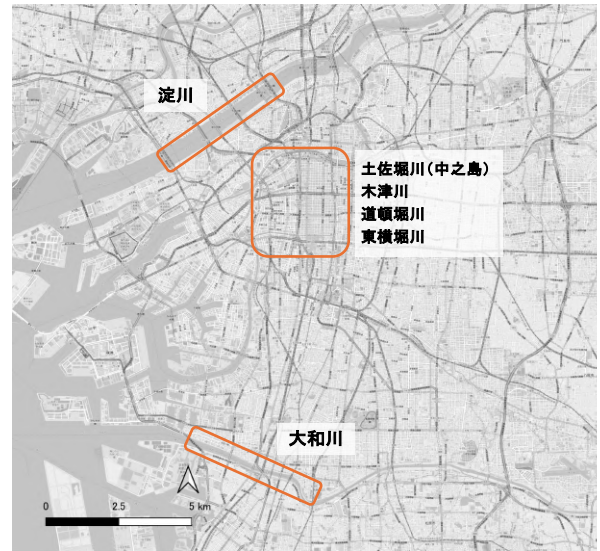


図-5 対象地の地図

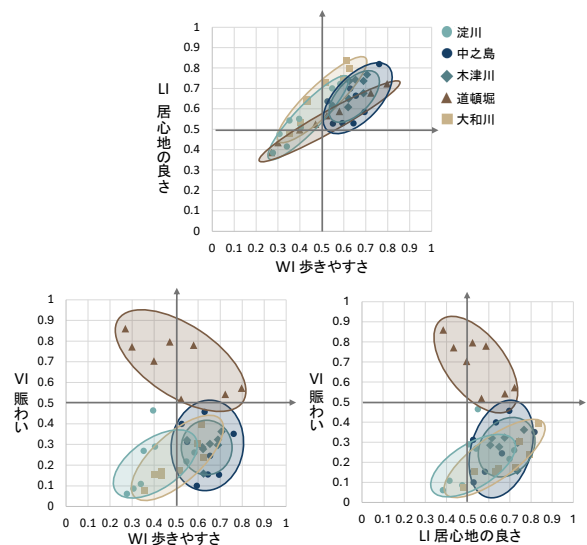


図-6 空間性能評価値の図示

を 1 秒ごとにフレーム抽出し、画像として切り出した。これらの画像を画像認識 AI モデルに入力し、水辺空間の連続的な WI (Walkability Index), LI (Lingerability Index), VI (Vibrancy Index) を出力し、空間性能を評価した。

加えて、街路空間用の AI モデルである AIHCE 1.0 を用い、東横堀川の周辺鉄道駅までの約 3km×2km 区画の全街路の空間性能を同様の手法で評価し、街路空間の WI, LI を算出した。これを街路リンクごとに集計し、平均値を街路リンクの評価値とした。

(2) 空間性能評価の結果

東横堀川以外の 5 つの大阪の代表的な水辺空間において、約 40m を 1 区間としたときの評価平均値を、図にプロットした（図-6）。

線形回帰分析の結果、WI と LI の間に有意な正の相関が確認された ($p < 0.001$)。これは、水辺歩き

やすさ (WI) が高いほど空間の居心地の良さ (LI) も高く評価される傾向があることを示唆している。さらに、二次回帰分析の結果、WI, LI と VI は二次曲線に従い、これらの指標の間にトレードオフの関係があることが確認された。具体的には、歩きやすさ (WI) や居心地の良さ (LI) の向上に伴い、賑わい (VI) も向上する傾向が見られたが、賑わいが一定の閾値を超えると、混雑と認識されることで WI および LI が低下する可能性が示唆された。

評価結果について、実際の河川整備計画と照らし合わせて確認した。淀川、大和川は WI, LI は平均値は 0.5 以下であった。両方に堤防上に遊歩道があり、自然景観保全が行われているという特徴がある²²⁾²³⁾。中之島、木津川は WI, LI が 0.5 以上であり、両エリアとも都市内の安らぎの場として緑地、遊歩道、休憩施設の整備が計画としてみられた²⁴⁾²⁵⁾。道頓堀は、VI が 0.5 以上であり、賑わいの創出を目標にイベント、出店の実施がなされている²⁵⁾。AI モデルの予測は実際の整備計画と同様の傾向がみられ、妥当な結果が得られていると考えられる。

(3) Grad-CAM++による空間要素の可視化

次に、評価値に影響を与えている要因を Grad-CAM++²⁷⁾を用いて分析した。モデルの予測に寄与する領域を可視化する手法であり、影響を与える領域をヒートマップとして出力する。ヒートマップ上で暖色に近いほど、モデルの判断に強く影響を与えている領域であることを示す。モデルの最後の畳み込み層における活性化マップと、ターゲットクラスに対する勾配情報を利用し、二次導関数まで考慮して重み付けを行うことで、従来の Grad-CAM より精度の高いヒートマップを生成する。生成されたヒートマップを元画像と重ね合わせることで、AI の評価に寄与する空間要素を可視化した (図-7)。

歩きやすさを示す WI に関しては、障害物がなく整備された歩道やスカイラインが高評価に、道頓堀では歩道を遮るほどの人の多さ、大和川では歩道の幅員が狭く、また法面に接しており安全性が低いことが、低評価に影響していると確認できた。居心地の良さを示す LI については、滞留空間や樹幹、水辺のきれいさが高い評価に、歩行路の遮断物や工事中の建物、水面との距離の遠さが低い評価につながることを示された。また賑わいを表す VI に対しては人の存在、オープンカフェに加え、カラフルで象徴的な看板や水辺や植物と人工物との連続性、複数の象徴の一体感が高評価に、視界の余白の多さが低評価に影響していることが判った。

また、WI, LI の向上に伴う計画人数以上の歩行

者交通量の増加は、賑わいを高める一方で、WI, LI の低下を導くことが示唆された。

(4) 東横堀川における改善策の提案

ここまで、大阪市内の一般的な水辺空間の性能を評価し、空間性能値に影響を与える要素を整理した。続いて、現在空間の再生が進められている東横堀川の評価を行い、空間性能における現状の課題を指摘、改善策を提示する。なお現在東横堀川は堤防の設置等により沿川を歩行できるエリアが一部に限られているため、歩行可能エリアのみを評価している。約 40m ごとで平均した空間性能値のグラフ表示および、Grad-CAM++による要因分析結果を図-8 に示す。

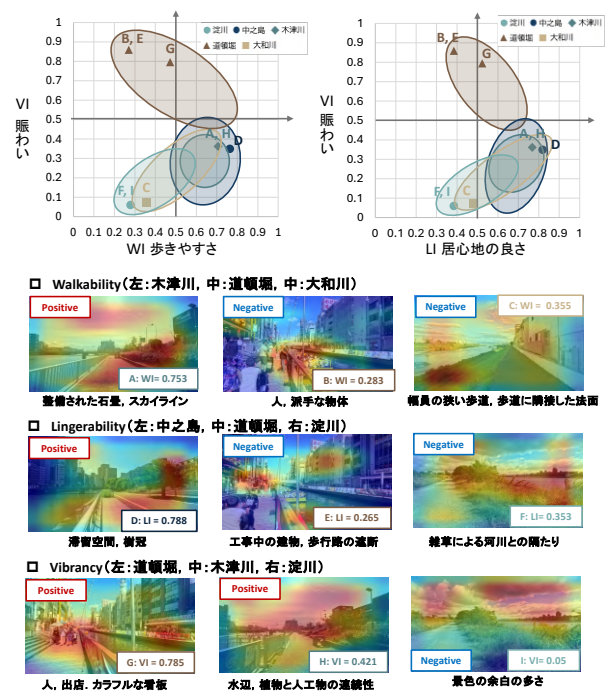


図-7 Grad-CAM++による結果

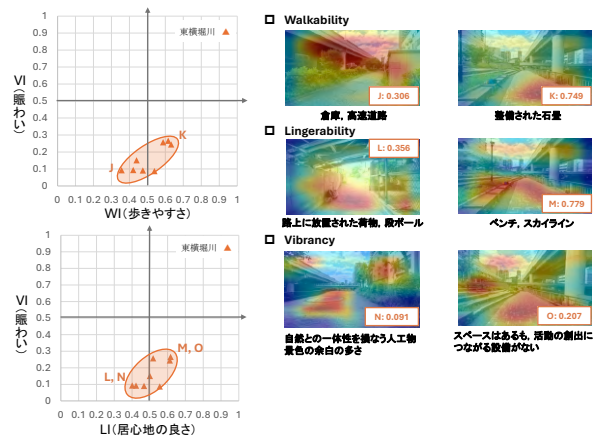


図-8 空間性能値の図示及び Grad-CAM++による結果 (東横堀川)

表-2 東横堀川から鉄道駅までの最短距離 (右:現在, 左:整備後)

駅名	現在			整備後		
	<i>PhyD</i> (m)	<i>PsyD</i> (m)	<i>HD</i> (m)	<i>PhyD</i> (m)	<i>PsyD</i> (m)	<i>HD</i> (m)
北浜	1,186	1,814	7,456	1,057	1,694	6,229
天満橋	1,393	2,125	16,733	1,272	1,911	11,777
堺筋本町	583	879	3,239	563	851	2,953
谷町四丁目	875	1,375	11,300	875	1,337	5,470
長堀橋	1,337	1,849	15,545	1,317	1,822	5,449
松屋町	1,118	1,877	14,855	1,064	1,570	3,734
日本橋	2,237	3,204	34,289	2,217	3,177	6,811

Walkabilityの左画像より、倉庫や高速道路といった自然物と一体性を損ねる人工物がWIの低さに、右画像より整備された石畳は評価値の高さに影響していることが確認できた。またLingerabilityの左画像より、路上に放置された荷物や段ボールがLIの低さに、右画像から休憩施設（ベンチ）やスカイラインがLIの高さに影響していると判った。そしてVibrancyの両画像より、人が集まることのできるスペースはあるも、そこで時間を過ごすことのできるものや、活動をうみだす設備や仕掛けがないことがVIの低さに影響していると考えられる。

従って、歩道上の障害物や、自然物と一体性を大きく損ねる人工物を取り除くこと、及び高速道路との一体性を意識したデザインに変更することで、歩きやすさ、居心地の良さの向上が見込めると考える。また東横堀川の整備計画²⁸⁾では、高速道路による囲まれ感、親しみやすさを活かし、市民にとっての憩いの場となる暮らしに根差した水辺を目指す空間像とすることが明記されている。想定された計画以上の人の来訪は、歩きやすさ、居心地の良さの低下を導く。よって、オープンカフェ、イベント実施等の人の来訪を促す施策に加え、シンボルとなる建造物や水辺と連続性のある人工物、彩のあるアートを設置することで、過度な人の来訪を招くことなく賑わいを演出することが可能であると考えられる。

(5) 東横堀川におけるアクセス容易性の評価

前章で述べた空間性能評価を踏まえ、本章では、東横堀川から周辺の公共交通機関の駅までの歩行による心理的抵抗を考慮したアクセスのしやすさ（歩行アクセス容易性）を評価する。評価の目的は市民に開かれた水辺空間をめざす東横堀川において重要となる、周辺道路、駅からのアクセス容易性を評価し、中之島と道頓堀をつなぐ水辺ネットワークの形成が与える影響を考察することである。東横堀川の代表的な地点から周辺の公共交通駅までの街路性能による抵抗を考慮したアクセス距離を、①現状の河川沿いが封鎖されている場合および、②中之島～道

頓堀が河川沿いの遊歩道で接続している場合（整備後）で比較し評価を行う。アクセス距離は以下の式を用いて算出する。

$$PsyD = PhyDWI / WI \quad (3)$$

$$HD = PhyDLI / LI \quad (4)$$

PsyDは歩きづらさを考慮したPsychological distanceを、HDは居心地の悪さを考慮したHedonic distanceを示し、PhyDはWI、LIの逆数によって重みづけられたリンクで構成される街路ネットワークの最短経路の物理的距離を表す。

なお、WI、LIは従来の街路空間用の画像認識AIモデル、AIHCE1.0により算出する。水辺空間評価の際と同様、ビデオカメラを用いて歩行者目線で進行方向前方の動画を撮影し、動画を1秒毎に切り出し、AIモデルに入力する。そして街路空間の連続的なWI、LIを出力し、これを街路リンクごとに集計し、平均値を街路リンクの評価値とする。

また整備後シナリオの遊歩道の空間性能値は図-6の空間性能評価値の散布図に対する二次回帰分析より導出した。Walkability、Lingerabilityと、Vibrancyは二次曲線に従っており、Walkability (Lingerability)の向上に伴う歩行者交通量が増加により賑わい (Vibrancy)が一定以上になると、計画的に広場等の滞留空間が整備されていないエリアでは、Walkability (Lingerability)は低下することが確認できた。東横堀川を目指す水辺空間像¹⁷⁾より、東横堀川において曲線の頂点、WIは0.71、LIは0.65が空間性能同士のバランスの取れた値だと考え、この値を採用した。

まず、現状の東横堀川の代表地点から周辺の鉄道駅までのPhyD、PsyD、HDの算出結果と最短経路を表-2、図-9に示す。図-9より、PsyD、HDの経路はPhyDと比較して、大通りを通り、遠回りになっていることが分かる。これより川周辺は大通りと比べ歩行安全性、快適性は低いことが明らかとなった。次に、沿川ネットワーク整備後のアクセス性の評価を行った。沿川ネットワークは東横堀川等の

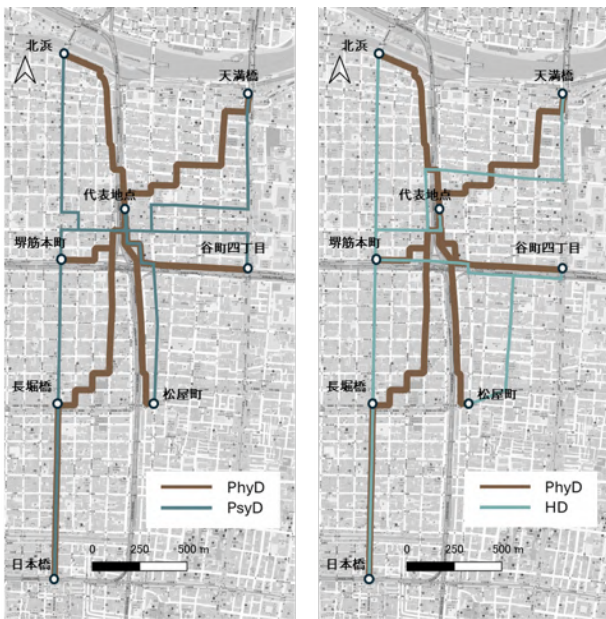


図-9 東横堀川から鉄道駅までの最短経路（現在）

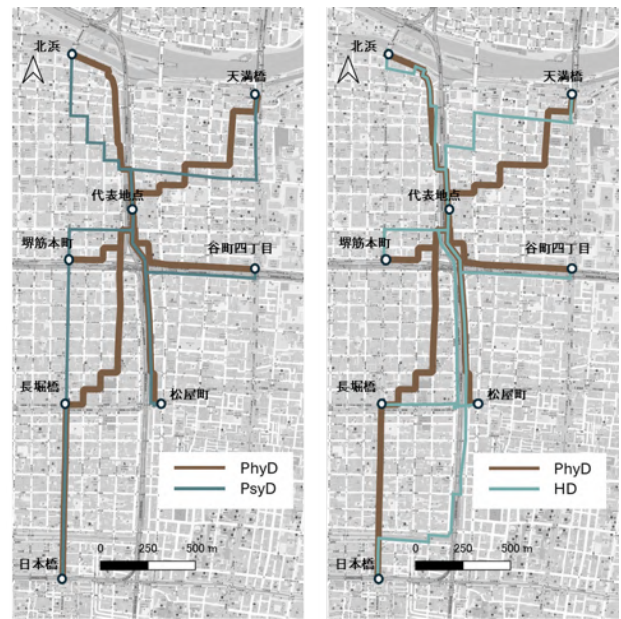


図-10 東横堀川から鉄道駅までの最短経路（整備後）

水辺の魅力空間づくり基本方針¹⁷⁾を基に作成した。整備後の東横堀川の代表地点から周辺の鉄道駅までの *PhyD*、*PsyD*、*HD* の算出結果および最短経路をを表-2、図-10 に示す。図-10 より、*HD* の経路は *PhyD* と比べ沿川を通ることが判った。これより、代表地点での何らかの活動目的とした来訪のほか、居心地の良さやゆっくりとした移動を求めて、散歩など歩行自体を目的とした沿川への来訪が増加する可能性があると考えられる。

また、現在およびネットワーク整備後の評価結果を比較した。整備後、現在と比べ *HD* は沿川を通り、特に谷町四丁目、長堀橋、松屋町、日本橋駅からの距離は、大幅に減少している。一方、*PsyD* の経路および距離は整備前後での変化が少ないことが分かる。これより、ネットワーク整備により、特に遠方の駅からの来訪者や、歩くこと自体を目的とした来訪が増え、より多くの人に開かれた水辺空間へと変化することが考えられる。しかし *PsyD* の経路および距離の変化が少ないことより、川沿いだけでなく川周辺の歩きやすさも向上させることが必要であるといえる。

5. おわりに

本研究では利用者の多様な主観を反映した空間の性能評価手法を開発した。そして都市水辺空間を対象に、歩行者視点での空間性能を定量的に評価し、空間性能と空間の特徴との関係性を分析、周辺街路と一体に空間の改善策を提案した。具体的な研究成果は以下のとおりである。

まず従来の街路空間の評価手法、AI and human co-operative evaluation(AIHCE 1.0)を拡張し、水辺空間用のデータセットを新たに作成、学習データのトレーニング方法を変更し、ソフトラベリングを用いた画像認識 AI を開発することで、利用者の多様な主観を反映した空間性能の評価手法を開発した。そしてハードラベリングを用いたモデルとの精度の比較により、ソフトラベルでトレーニングしたモデルの有用性、汎化能力の高さを示した。

次に、大阪の複数の河川を対象に、AI モデルを用いて水辺空間の性能を評価し、その予測の妥当性を空間整備計画との比較から検証した。また、Grad-CAM++ により、AI の空間性能評価に影響を与える要素を可視化し、空間デザインの改善に資する要素を特定した。分析の結果、歩きやすさ (WI) は、整備された幅員の広い歩道やスカイラインが高評価であり、歩道上の障害物が低評価となる傾向が見られた。居心地の良さ (LI) は、滞留空間や樹幹が高評価である一方、歩行路の遮断物や工事中の建物、河川との隔たりが低評価に影響していた。賑わい (VI) は、人の存在に加え、カラフルな看板や出店、シンボルとなる建造物、水辺と人工物の一体感が高評価を受け、景色の余白の多さが低評価に影響することが示された。

さらに、空間の再生が進められている東横堀川を対象に、現状の課題を整理した。Grad-CAM++ の分析により、倉庫や段ボール、荷物などの人工物が WI・LI の低評価に影響し、人が集まるスペースがあっても、滞在や活動を促す設備が不足していることが VI の低さにつながっていることが明らかとな

った。今後の空間改善に向けて、歩行環境の向上には路上の障害物の除去が必要である一方、想定を超えた人の来訪は歩きやすさ、居心地の良さの低下を招く可能性がある。したがって、オープンカフェやイベントの実施など、人の来訪を促しつつ、シンボルとなる建造物や水辺と連続する人工物、彩りのあるアートを設置することで、過度な混雑を避けながら賑わいを創出することが求められる。

最後に、東横堀川のアクセス容易性の分析を通じて、ネットワーク形成が歩くこと自体を目的とした来訪者の増加につながる可能性を示唆した。これにより、沿川だけでなく周辺地域の歩きやすさの向上が求められることが明らかとなった。

本研究では、空間の再生が進められている東横堀川において、画像認識 AI モデルを用いて空間性能を評価し、現状の課題を指摘したが、改善策を提案するにとどまっている。今後は空間再生、再配分後の効果検証が望まれる。特に水理学的制約の中でより効果的な提案へ向けて、同水辺空間内の性能値の差を分析し、よりミクロな評価、解釈が求められる。また開発した AI モデルは多様な属性の人々の意見を取り入れていることが大きな特徴であり、これにより多様な主観を反映した評価ができる一方、属性ごとの AI モデルは未開発である。水辺空間整備における計画立案、合意形成の簡略化に向け、本研究で開発した多様な主観を総合的に取り入れたモデルに加え、属性ごとに分けられたモデルの併用による実用性の向上が望まれる。

謝辞：本研究は、JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2138 および、JST/COI-NEXT（課題番号 JPMJPF2009）の支援により実施された。ここに記して謝意を表する。

REFERENCES

- 1) 国土交通省：まちなかウォークアブル推進プログラム（令和 6 年度）
- 2) 国土交通省：2040 年、道路の景色が変わる～人々の幸せにつながる道路～
- 3) 角谷瑠偉，丹羽由佳理，横田樹広：河川とまちの融合を目指した「かわまちづくり」の施策分析，日本建築学会技術報告集，第 26 巻，第 64 号，pp. 1161-1166，2020.
- 4) 河川空間を活かした賑わい創出の推進 <https://www.mlit.go.jp/seisakutokatsu/hyouka/content/001735184.pdf>
- 5) Luo, J., Zhao, T., Cao, L. and Biljecki, F. : Semantic Riverscapes: Perception and evaluation of linear landscapes from oblique imagery using computer vision. *Landscape and Urban Planning*, 228, 104569, 2022.
- 6) 長谷川演恒，畔柳昭雄：「歩きたくなる環境」とし

- ての隅田川テラスの位置付けに関する研究，日本建築学会計画系論文集，88 巻，813 号，p. 3030-3038，2023
- 7) Naik, N., Philipoom, J., Raskar, R., & Hidalgo, C. A. (2014). Streetscore: Estimating Perceived Safety Across One Million Urban Streetscapes.
- 8) Dubey, A., Naik, N., Parikh, D., Raskar, R., & Hidalgo, C. A. (2016). Deep Learning the City: Measuring Urban Perception at a Global Scale.
- 9) He, H., Wu, L., Wang, H., & Zhang, Z. (2023). Deep Learning-Based Spatial Analysis of Urban Streets Using Street View Imagery: Assessing Perceptual and Elemental Perception Relationships.
- 10) Sangers, R., Stappers, P. J., & Hekkert, P. (2022). Interpretable Deep Learning Models for Understanding Urban Space Perception.
- 11) Zhao, X., Chen, Y., & Li, J. (2024). A Unified Deep Learning Framework for Evaluating Built Environment Visual Qualities Using Street View Images.
- 12) 山本 義幸，情動画像で学習した深層学習モデルの景観画像評価への適用性の検討，AI・データサイエンス論文集，2023，4 巻，3 号，p. 757-765
- 13) 沖 拓弥，木澤 佐椰茄，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，2022，87 巻，800 号，p. 2102-2113
- 14) 曾翰洋，鹿島翔，葉健人，土井健司，画像認識 AI モデルを用いた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，交通工学研究発表会論文集，42 巻，第 42 回交通工学研究発表会，p. 199-206，2022
- 15) Bando Y., Yoh K., Sou K., Chou C-C. and Doi K. : AI-Based Evaluation of Streets for People in Bangkok: Perspectives from Walkability and Lingerability. *Sustainability*; 15(24):16884. , 2023.
- 16) 曾翰洋，鹿島翔，土井健司，葉健人，吉岡正樹，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～，土木学会論文集，2025，81 巻，1 号
- 17) Washington, P., Kalantarian, H., Kent, J. et al. : Training Affective Computer Vision Models by Crowdsourcing Soft-Target Labels. *Cogn Comput* 13, 1363–1373, 2021.
- 18) Hayat H., Ventura C. and Lapedriza A. : Modeling Subjective Affect Annotations with Multi-Task Learning. *Sensors*; 22(14):5245., 2022.
- 19) Simonyan K. and Zisserman A. : Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- 20) Chou H. -C. and Lee C. -C. : Every Rating Matters: Joint Learning of Subjective Labels and Individual Annotators for Speech Emotion Classification, ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Brighton, UK, pp. 5886-5890, 2019.
- 21) Ando A., Kobashikawa S., Kamiyama H., Masumura R., Ijima Y. and Aono Y. : Soft-Target Training with Ambiguous Emotional Utterances for DNN-Based Speech Emotion Classification, 2018 IEEE International Conference on

- Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Calgary, AB, Canada, pp. 4964-4968, 2018
- 22) 大和川自然再生計画書（第 5 次案）
https://www.kkr.mlit.go.jp/yamato/environment/pdf/shizensaisei/shizensaisei_plan.pdf
- 23) 淀川の魅力ある景観づくりに向けて-大阪府
https://www.pref.osaka.lg.jp/documents/54133/yodogawa_japanese.pdf
- 24) 多自然川づくり取り組み事例
https://www.mlit.go.jp/river/kankyo/main/kankyoutashizen/pdf/h29/gaiyou_3_1.pdf
- 25) 淀川水系西大阪ブロック河川整備計画 大阪府大阪市
<https://www.pref.osaka.lg.jp/documents/22180/seibikeikakunishioosaka.pdf>
- 26) 道頓堀川・遊歩道（とんぼりリバーウォーク）の賑
 わい創出の取り組みについて
<https://www.city.osaka.lg.jp/kensetsu/page/0000615949.html>（最終閲覧日：2025/02/28）
- 27) Sarkar A., Howlader P. and Balasubramanian V. N. : Grad-cam++: Generalized gradient-based visual explanations for deep convolutional networks, Chattopadhyay, CoRR, abs/1710.11063, 2017.
- 28) 東横堀川等の水辺の魅力空間づくり基本方針 [第 3 章-第 4 章]
<https://www.city.osaka.lg.jp/kensetsu/cmsfiles/contents/0000622/622298/02-02shousai-houshin03-04.pdf>

(Received ?? ??, 2025)

(Accepted ?? ?? 2025)

DEVELOPMENT OF AN IMAGE RECOGNITION AI USING SOFT LABELING FOR CONTINUOUS PERFORMANCE EVALUATION OF WATERFRONTS AND STREETS

Yuka BANDO, Kanyou SOU, Kento YOH and Kenji DOI

This study aims to continuously evaluate the performance of urban waterfront spaces and streets by developing an image recognition AI model using soft labeling. First, a new dataset for waterfront spaces was created, and crowdsourcing was utilized to annotate images, reflecting diverse subjective perceptions. The model was trained using the pre-trained VGG16, and it was confirmed that soft labeling enables more accurate evaluations than traditional hard labeling. Spatial performance evaluation was conducted for major waterfront spaces in Osaka City based on three indices: Walkability, Lingerability, and Vibrancy. Additionally, Grad-CAM++ was employed for visual analysis to identify key factors influencing the evaluations. Furthermore, through a case study of the Higashiyokobori River, improvement measures were proposed to enhance spatial performance, highlighting the importance of integrated planning that considers both waterfronts and surrounding streets.