

ならまちハッピーマップ：

クラウドソーシングと深層学習による街の雰囲気に基づく経路探索手法の提案

安西 崇[†] 村山 太一[†] 矢田俊太郎[†] 若宮 翔子[†] 荒牧 英治[†]

[†] 奈良先端科学技術大学院大学 〒 630-0192 奈良県生駒市高山町 8916-5

E-mail: †{anzai.shu.an4,murayama.taichi.mk1,s-yada,wakamiya,aramaki}@is.naist.jp

あらまし 最短経路の導出を目的としない経路探索を行う手法はこれまでに多く提案されている。しかし、ユーザの主観に基づいた雰囲気を考慮して経路探索を行う手法は多くは議論されていない。本研究では、ユーザが街の雰囲気を体験を実現する経路探索のために、人々の印象と風景画像を用いて通りの雰囲気を推定するアプローチを提案する。本稿では、奈良県奈良市のならまちを対象としたケーススタディの結果を示す。まず、雰囲気を表す主観的な指標として「美しい」「にぎやかだ」「歴史を感じる」の3つを採用し、クラウドソーシングを用いて、訓練エリア内の各通りに対して印象を調査した。この調査結果を教師データとして、深層学習を用いて Google Street View の風景画像から検証エリア内の各通りに対する雰囲気推定を行うモデルを構築した。この手法で各指標にルーティングを行った結果を可視化し、提案手法の評価方法や今後の展望について議論する。

キーワード 経路探索、経路推薦、クラウドソーシング、ソーシャルセンサ、深層学習、観光情報

1 はじめに

土地勘のない地域で移動する場合、多くの人々がスマートフォンやタブレット端末の地図アプリケーションが提供する経路検索機能を利用している。既存の経路検索システムには、最短経路を導出する Dijkstra's algorithm [6], Bellman-Ford algorithm [7], A-star algorithm [8]などの経路探索アルゴリズムが用いられている。上記のアルゴリズムでは、重みとして各地点間の距離を与えることで、任意の2地点間の最短経路を導出する。これらを応用し、公共交通機関の待ち時間や渋滞状況などを考慮して移動に時間がかからない経路探索の手法 [11] が提案されている他、自転車がより安全に通行できる経路を提案するツール [10] も公開されている。これらの研究では客観的な道路情報に基づいて経路探索が行われている。ユーザがより街の雰囲気を体験するのには、ユーザの主觀に基づく経路探索が有用であると考えられる。一例として、GoodLifeCity.org が展開する Happy Map プロジェクト [1] では、「Happy」「Quiet」「Beautiful」の3指標に適した経路を提案する手法について議論されている。しかし、この手法ではエリアの雰囲気がクラウドソーシングの結果や Flickr のタグといった既知のラベルとして与えられていないエリアに対して適用することができない。

街の雰囲気に対する人々の主観情報を網羅的に収集することは困難である。そこで本研究では、クラウドソーシングで調査した通りに対する人々の印象と風景画像を用いて各通りの雰囲気を推定し、経路探索を行う。風景画像のデータセットとして、網羅性が十分に高い Google Street View を用いる。深層学習を用いて風景画像から通りの雰囲気を推定することでラベルの有無に捉われずに実現可能な手法を提案する。モデル構築においては風景画像の学習済みモデルである GoogLeNet を用いた。

雰囲気を考慮した重みづけによって、ユーザがより街の雰囲気を体験することができると考えられる経路を提案する。提案手法は、大別して以下に示す2ステップを通して実現される。

- (1) 深層学習モデルを用いたエッジへの重みづけ
- (2) 与えられた重みに基づいたルーティング

本研究のケーススタディとして、観光地における経路探索を取り上げる。観光地においては、観光客が移動する経路はパターン化してしまっているケースが散見される。その観光経路から外れてしまっている通りは、例えその地域特有の雰囲気が楽しめるような通りであったとしても、観光客が未到達となりやすく、観光そのものの満足度が向上しない恐れがあるといった課題が存在する。本稿では、奈良県奈良市に位置する観光地ならまちを対象に提案手法を適用した結果を考察し、モデル精度の改善手法の検討や今後の展望について議論する。

2 関連研究

街中の雰囲気に基づいた経路探索を行う研究は Quercia らによる Happy Map プロジェクトの他にも多く存在する。Wakamiya ら [2] の研究では、Google Street View の風景画像から色やオブジェクトの検出を行い、画像の緑色が占める割合や明るさから算出したスコアを基に、経路探索を行う手法を提案している。Su ら [3] は経路検索クエリに基づき、オンラインでクラウドソーシングを発注し、最適な経路情報を獲得し経路探索に用いることが可能なプラットフォームについて議論している。

しかし、これらの研究では、街中の雰囲気を人々の主觀として捉えて経路探索に導入している例は少ない。該当する例において、クラウドソーシングの結果やソーシャルメディア上で付与されたハッシュタグなどの収集が前提となっており、既知のラベルが存在しないケースに対応できない。

本研究では、世界中の都市や郊外の風景画像を入手可能な Google Street View を活用することで、人々の主観情報が得られていない経路であっても雰囲気を推定する。

また、風景画像に対して機械学習を用いて処理を行う研究も盛んである。山口ら [4] は、全世界 15 都市から 10 万枚以上の風景画像を収集し、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて抽出した特徴量をサポートベクトルマシンで分類問題とし、都市名推定を行なっている。Hershey ら [5] は、CNN での学習に転移学習を導入しており、GoogLeNet と呼ばれる学習済みモデルを用いて同様の都市名推定を行う手法を提案している。本稿ではこれらの技術を応用し、街の雰囲気を体験できると考えられる経路を提案する手法について述べる。

3 問題設定

3.1 ターゲット

本稿では、奈良県奈良市のならまちにおける経路探索をケーススタディとして取り上げる。奈良県の観光に対する評価の調査研究 [12] では、「歴史の見せ方が京都より下手だと思う。」「奈良のイメージがない。」「あまり見どころがない。」「いつまでもシカと東大寺しかない気がする。」といった観光客からのフィードバックが寄せられたことが示されている。このような声からもわかるように、奈良県の観光においては観光客が街歩きや通りの雰囲気を十分に楽しめていないという状況が報告されている。

特にならまちと呼ばれるエリアは、東大寺や春日大社、奈良公園といった奈良市の代表的なランドマークと JR 奈良駅および近鉄奈良駅を結ぶ経路から外れたエリアに位置する観光地エリアである。奈良県観光の実態調査 [13] においては奈良公園周辺の訪問者数が全体の 47.7% であるのに対し、ならまち周辺の訪問者数は 14.4% に留まっており、両エリアは位置的にほぼ隣接しているのにも関わらず訪問者数は 3 倍以上の差がついていることが示されている。本稿ではこのような課題が鮮明となっている奈良県奈良市のならまちを対象に、提案手法に基づく雰囲気を考慮した経路探索を行う。

3.2 雰囲気を表現する指標の選択

観光客は一般に、ガイドブックなどで紹介されている雰囲気や楽しみ方を求めて観光地に足を運んでいると考えられる。そこで対象エリアについて紹介しているガイドブック [20] [21] [22] [23] から、雰囲気を具体的に表す指標となる形容表現を抽出した。各書籍の該当ページにおける見出しなどに記載されている、エリアについて表現および紹介している文を全部で 53 文抜き出し、単語ごとの出現頻度を分析した（図 1）。

今回はこの結果を参考に、雰囲気を具体的に示す指標として妥当であると考えられる以下の 3 表現を採用した。

- 美しい
- にぎやかだ
- 歴史を感じる



図 1 ガイドブックで用いられている単語群

3.3 エリアの定義

本稿では、奈良県奈良市に位置するならまちエリアを 2 つのエリアに分割し、提案手法による雰囲気推定を行った。具体的には、以下の図 2 において実線で示す東西約 550m・南北約 300m のエリアを訓練エリア、点線で示す東西約 550m・南北約 550m のエリアを検証エリアとした。

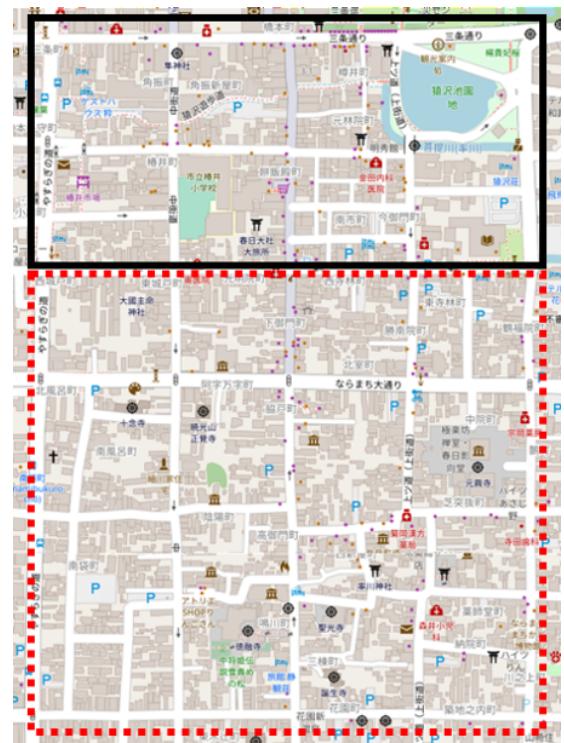


図 2 【訓練エリア】北緯 34.6813 付近 ~ 34.6796 付近、東経 135.8258 付近 ~ 135.8320 付近
【検証エリア】北緯 34.6748 付近 ~ 34.6796 付近、東経 135.8258 付近 ~ 135.8319 付近

両エリア内の Google Maps 上で確認できた全ての交差点をノード、交差点間の通りをエッジとしたグラフを作成した。このとき、袋小路となっている通りは除いた。また、同じ方向に伸びる短い 2 本のエッジは一致以上の長さになるように接合する処理を実行した。このようにして作成したグラフの構成要素数を以下の表 1 に示す。

表 1 各エリアのグラフ構成要素数

エリア	ノード数	エッジ数
訓練エリア	46	38
検証エリア	38	47

3.4 データセット

本研究では Google が提供している Street View Static API を用いて風景画像の収集を行った。1 本のエッジにつき等間隔で 3 地点を指定し、各地点について北東・東南・南西・北西の 4 方向の画像を取得する（図 3）。各エッジにつき 12 枚の画像を 1 セットとし、訓練エリアで 456 枚（38 通り分）と検証エリアで 564 枚（47 通り分），合わせて 1020 枚の画像をデータセットとする。



図 3 各エッジにおける風景画像の収集イメージ。1 本のエッジにつき等間隔で 3 地点を指定し、各地点について北東・東南・南西・北西の 4 方向の画像を取得した。

4 雰囲気スコアの推定

雰囲気スコアを推定するプロセスは以下の通りである。

- (1) 訓練エリアの通りに対して、クラウドソーシングを用いて雰囲気スコアを付与する。
- (2) 検証エリアの通りに対して、訓練エリアのデータを学習した深層学習モデルを用いて雰囲気スコアの推定を行う。

4.1 クラウドソーシング

訓練エリアへの来訪歴がある回答者のみを対象にクラウドソーシングを行った。3.2 節で雰囲気を具体的に示す指標とした「美しい」「にぎやかだ」「歴史を感じる」という観点で、各通りの印象評価を行うタスクを依頼した。クラウドワーカーは、提示された通りが 3 指標に「あてはまる」度合をリッカート尺度を用いて 4 段階で評価した。また、回答の際に表示されている Google Street View のリンクから通りの風景を確認することも可能とした。その他、タスクには以下の項目を確認する設問を設定した。

- 回答者の年齢
- 回答者の性別
- 回答者の居住地
- 回答者が各通りについてどれくらい知っているか

Yahoo!クラウドソーシングおよび Google フォームを用いてクラウドソーシングを実施した結果、467 件の有効回答を得た。それらの回答の「あてはまる」を 4、「どちらかというとあてはまる」を 3、「どちらかというとあてはまらない」を 2、「あてはまらない」を 1 に置き換え、各通りの平均値を算出する。この平均値を雰囲気スコアとして各通りに付与する。地図上に可視化したクラウドソーシングの結果を図 4(a)～(c) に示す。得られた平均値の最大値を 1、最小値を 0 として正規化しており、1 に近ければ近いほど濃色で表現している。

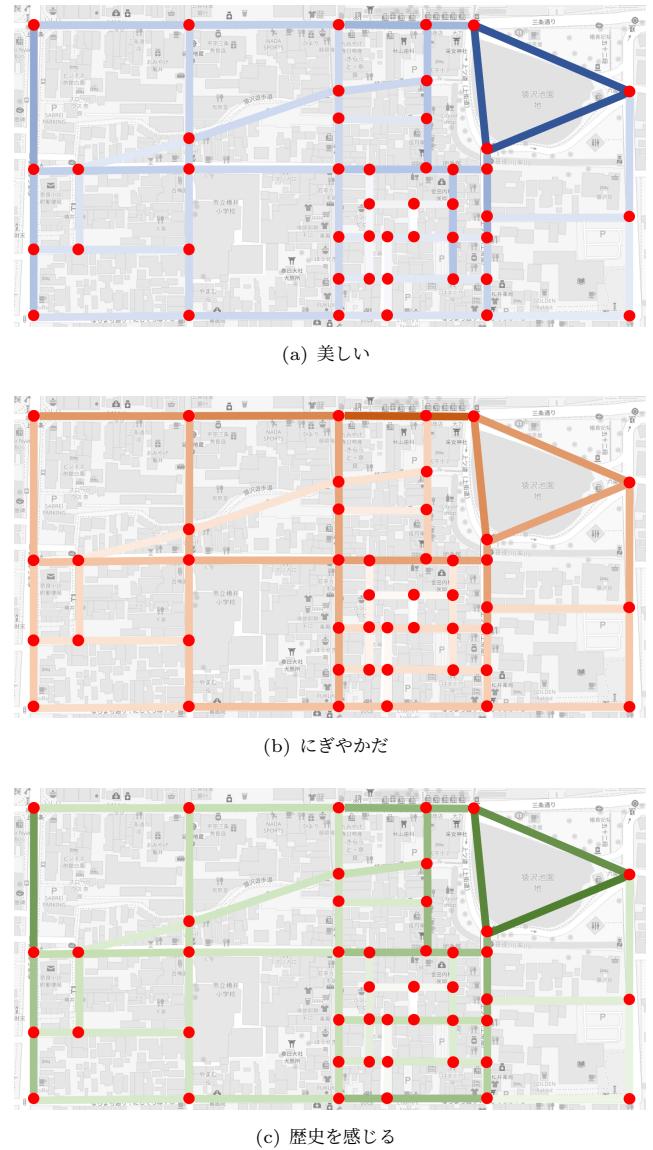


図 4 クラウドソーシング結果

4.2 モデルの構築

モデルの構築には、畠み込みニューラルネットワークモデルと線形回帰モデルの 2 つの機械学習モデルを用いる（図 5）。各モデルについて順に説明する。これまでの実験設定で示したように、エリアの広さや利用できる画像数には限りがあり、深層学習に必要なデータの作成は困難である。そのため、各画像の特徴量抽出には学習済みモデル GoogLeNet を用いる。

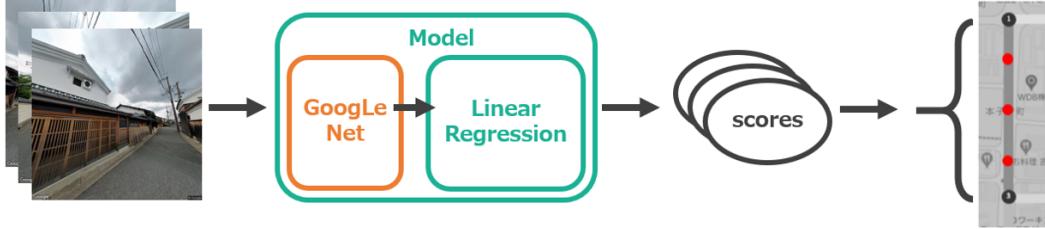


図 5 推定モデルの概略

GoogLeNet は 22 層の畠み込みニューラルネットワークであり、データセット Places365 に収録された風景画像 180 万枚を学習したモデルである。GoogLeNet は 1 入力につき 1,000 次元の特徴量を出力する。そのため、1 経路につき、12,000 次元の特徴量 (1,000 次元 × 12 枚) を用いて回帰を行う。

畠み込みニューラルネットワークによって得られた 12,000 次元の特徴量に、4.1 節で得られた各通りの平均スコアをラベルとして与える。本実験では回帰アルゴリズムとして線形回帰を用いた。なお、本実験ではテストデータの割合を 30% に設定した。回帰結果を表 2 に示す。

表 2 線形回帰のサマリ

予測値と正解値の相関	0.710
平均絶対誤差	0.080
二乗平均平方根誤差	0.101

5 推定スコアを用いたルーティング

推定されたスコアをルーティングに適用する際、 i 番目のエッジのスコアを $score_i$ とすると、 i 番目のエッジに与える重み $weight_i$ は、式 1 のように計算される。

$$weight_i = \frac{k_i - \min\{k_i\} \forall_i}{\max\{k_i\} \forall_i - \min\{k_i\} \forall_i}, \quad (1)$$

where $k_i = maxscore^3 - score_i^3$

k は、スコアの大小を逆転させるために定数とスコアの 3 乗値における差として定義する変数である。定数として用いる $maxscore$ には、今回のクラウドソーシングにおける評価の最大値となる 4 が代入される。すなわち $maxscore^3$ は、 $score_i^3$ の取り得る最大値 (64) を示す。これにより、スコアの最大値を 0、最小値を 1 として正規化した重みを算出する。

次に、式 1 で算出した重みを検証エリアの各経路に与え、経路中の獲得コストが最も小さくなる経路を導出する Dijkstra's algorithm [6] を用いてルーティングを行う。先行研究 [1] では Dijkstra's algorithm の拡張手法である Eppstein's algorithm [9] を用いたルーティングが行われている。その結果、距離オーバーヘッドは他の経路探索よりも良い結果が得られることが示されており、その距離オーバーヘッドを許容範囲内としているため、今回の実験では地理的な距離は考慮しない。なお、今回のルーティングには出発地および目的地として以下の 2 地点を設定した。

- 北緯 34.6796 東經 135.8260 付近
- 北緯 34.6749 東經 135.8306 付近

図 6(a) に Google Maps のルート検索機能を用いて得た地理的な最短経路、図 6(b)～(d) にそれぞれ今回の提案手法によって得られた各指標におけるルーティング結果を示す。

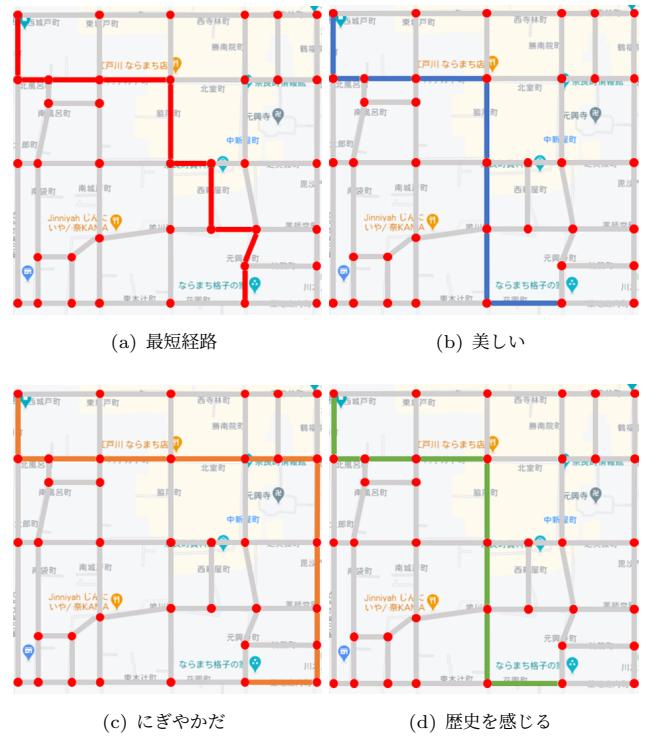


図 6 ルーティング結果

6 評価

6.1 評価方法

提案手法を以下の方法で評価した。まず、検証用エリア内の 38 か所の交差点の内、2 か所の交差点を始点および終点とする全ての経路の組合せについて、提案手法によるルーティングを行う。全 1444 経路のうち、ルーティング結果において「美しい」「にぎやかだ」「歴史を感じる」の各指標間で完全に一致しない経路を無作為に 5 経路 (A～E) 選択した。その 5 経路それぞれに 3 指標分、合計 15 パターンの経路歩行シミュレーション動画を作成した。この動画は、Google Street View のサイト上で実際に PC を操作している画面をキャプチャしたものである。動画のサンプルショットを図 7 に示す。



図 7 歩行経路シミュレーション動画のサンプルショット

これらの動画をクラウドソーシングを用いてクラウドワーカーに提示し、それぞれの動画が「美しい」「にぎやかだ」「歴史を感じる」どの指標に対応していると感じたかを回答するタスクを依頼した。この結果を提案手法の評価に用いた。

6.2 評価結果

本稿では、経路歩行シミュレーション動画の経路の指標と、クラウドワーカーが回答した指標が一致した割合を正答率として定義する。

全 15 動画に対して集まった全 3165 回答のうち、指標ごとの回答数を表 3 に示す。表 3 より、「歴史を感じる」指標の回答が最も多く得られたことがわかる。また、経路ごとの正解率を表 4 に示す。表 4 より、全体の平均正答率は 30.0% に留まった。また、指標ごとの回答数の比率がおよそそのまま正答率に反映されていることがわかる。

表 3 クラウドソーシングにおける回答数の割合

	回答数	割合 [%]
美しい	357	11.3
にぎやかだ	597	18.9
歴史を感じる	2211	87.2
合計	3,165	100.0

表 4 各指標ごとの正答率 [%]

	経路 A	経路 B	経路 C	経路 D	経路 E	平均
美しい	9.1	13.9	7.3	5.9	8.2	8.9
にぎやかだ	33.5	8.1	15.1	14.6	12.8	12.8
歴史を感じる	36.4	52.7	56.1	89.5	87.2	64.4
平均	26.3	24.9	26.2	36.7	36.1	30.0

6.3 考察

表 4 より、平均正答率が 16.8% の「にぎやかだ」の指標において、経路 A では 33.5% と比較的高い正答率となっている。経路 A における「にぎやか」な経路は、経路 A～E で唯一コンビニエンスストアを明確に視認し、通過する経路であることがわかった。また、経路 D と経路 E では、3 指標の平均値が全体の平均値を上回っていることがわかる。経路 D と経路 E はどちらも検証エリアの東側を中心とする経路であり、エリア東側には寺社仏閣や旧来の町屋などの歴史的建造物が存在している。

これらの経路は動画内においても歴史的建造物の存在を明確に視認できる経路であることがわかった。歴史的建造物がクラウドワーカーによって視認されたことによって「歴史を感じる」の正答率が高くなったことがその一因であると考えられる。

これらの結果から、経路内において視認できる視覚的に特徴的なスポットの存在が、その経路で感じられる雰囲気に大きな影響を与えていると考えられる。

7 議論

本節では、これまでの結果から考え得る提案手法の限界や今後の課題について議論する。

7.1 指標の選定方法

最大の議論は指標とする形容詞の選定方法であると考える。まず、クラウドソーシングの結果とルーティングの結果の関連を参照する。クラウドソーシングによって得られた評価の平均値に対する指標ごとの相関と、図 6 に示した各々のルーティング結果における指標ごとの一致率を表 5 に示す。一致率は指標 A と B において、指標 A のルーティング結果に用いられているエッジ数のうち、指標 B のルーティング結果と共有しているエッジの割合を相互に算出し平均したものである。

表 5 クラウドソーシング結果の指標間の相関

指標	印象評価の相関	選択経路の一致率
美しい-にぎやかだ	0.740	0.417
美しい-歴史を感じる	0.957	1.00
にぎやかだ-歴史を感じる	0.730	0.417

表 5 より、クラウドソーシングによって得られた評価における「美しい」「歴史を感じる」指標間には強い相関が見られる。また、ルーティング結果においても「にぎやかだ」の経路は「美しい」「歴史を感じる」経路と共有しているエッジは半分に満たないのにも関わらず、「美しい」「歴史を感じる」経路間で選択されたエッジは 100% 一致しており、この特徴は印象評価の相関の特徴と合致している。今回の対象エリア内においてクラウドソーシングの結果によって示された、「美しい」風景に存在する特徴は「歴史を感じる」風景に存在する特徴に非常に高い確率で関連していることを、推定モデルが学習し再現できていることがわかる。

ただし、以上の評価は前提として与えた指標間の関連を比較した間接的な評価に過ぎない。直接的な提案経路の評価に際しては、より合理的な評価方法が求められる。そもそも雰囲気とは人間の感じ方を主観的に表現したものであり、計算機上で定量的な評価を行うことは困難である。より人間が感じ取る雰囲気を計算結果に反映するためのアプローチとして、指標とする語の選定をより合理的に行う必要があると考えられる。本研究では、対象エリアの観光情報を掲載しているガイドブックから雰囲気を表現していると考えられる単語を抽出し、指標として選定した。飛谷ら [19] の研究では、感性工学の知見に基づいて素肌の質感を表現する単語とする評価語を複数選定している。

この選定においては、自由記述のアンケートによって素肌の質感表現として考え得る語の収集実験、それらに対して評価語としての適合度の評価実験、各語の意味空間上での距離測定実験を行うことで、選定した評価語の網羅性および代表性を担保している。これらの手法は今後、エリアの雰囲気を表現する指標の選定でも有効であると考えられる。

7.2 提案手法の汎用性

提案手法の汎用性を検証する方法として以下を検討する。まず初めのステップとして、今回対象エリアとして設定したならまちのように、日本国内において歴史的な街並みを特徴としていることで著名な観光地を対象として提案経路の評価・検証を行う。提案手法によって今回のケーススタディと同等の特徴を持つ異なるエリアに対して適切な経路探索が行えるかを検証し、観光地エリアでの有用性を明らかにしていく。京都府京都市東山、石川県金沢市ひがし茶屋町、岡山県倉敷市美観地区などがその候補として考えられる。今回採用した「美しい」「にぎやかだ」「歴史を感じる」の指標についても、現地の雰囲気に応じて更新する検討を行う。次のステップとしては、観光に限らないケースでの経路探索を試みる。例として「散歩に適した経路」「人混みを避けられる経路」などが挙げられるが、これらも通りの雰囲気に大きく依存すると考えられる。このような条件で、ユーザの希望する雰囲気の経路探索がどれほどの精度で行えるか検証を行う。各条件において本実験と同様にクラウドソーシングと Google Street View の風景画像収集を行い、提案手法の汎用性を評価する。

7.3 推定モデルの改善

モデルの構築方法についても議論の余地がある。本研究において学習済みモデルに与えた学習データはたった 38 通りの特徴量であり、これは学習済みモデルを用いた先行研究の例 [5] を鑑みても極端に少ない。故に学習不足や予期せぬ過学習が発生することが大いに考えられるため、データ拡張 [14] の技術などを用いて学習データを増加させる必要がある。他にも、Google Street View における画像収集地点を増やしたり、その他の媒体から取得した風景画像を学習に用いることもアプローチとして考えられる。また、今回用いた学習済みモデルである GoogLeNet は、ファインチューニングして転移学習に用いることで画像認識において突出していることが示されており [15] [16]、医療分野をはじめとした様々な分野で目覚ましい成果をあげている [17] [18]。将来的には、転移学習の技術通りの雰囲気推定に活用する手法についても検討する。

7.4 距離の考慮

実用化に向けて、地理的な距離の制約についても検討する。本実験で用いた Dijkstra's algorithm は、推定した雰囲気スコアを経路の重みとして用いており、地理的な距離オーバーヘッドを考慮していない。5 節でも述べた先行研究で行われている距離に関する検討では、複数の出発地および目的地に対する提案経路と最短経路を比較することで、各地点間の最短距離と提案手法による距離オーバーヘッドの関係を明らかにしている。

その主張では、2 地点間で最短距離が 1km である時に 40% の距離オーバーヘッドがあるが、最短距離の増加に伴って距離オーバーヘッドは指数関数的に減少することが示されており、この距離オーバーヘッドを許容範囲であるとしている。本研究の提案手法では、先行研究と同様に雰囲気スコアによって算出された重みが最小となる経路を導出するアルゴリズムを用いていることから、距離オーバーヘッドは許容範囲内であることが予想される。しかし、今後、さらに広範なエリアでの適用に際しては、提案手法での最短距離と距離オーバーヘッドの関係を明らかにし、距離の制約を考慮する手法についても検討する予定である。

以上に述べた議論を本研究の今後におけるテーマとし、検討を重ねていく。

8 おわりに

本研究の目的は、深層学習を用いて通りの雰囲気を推定することで、既知のラベルが与えられていないエリアに対しても、各通りの雰囲気を考慮した経路探索を行うことである。

この目的を達成するために、以下の手法を提案した。雰囲気を具体的に示す「美しい」「にぎやかだ」「歴史を感じる」の 3 指標において、クラウドソーシングを用いて訓練エリア内の各通りに対する印象評価を調査し、雰囲気スコアを算出した。続いて検証エリア内の各通りの風景画像から、深層学習を用いてその通りの雰囲気スコアを推定した。推定スコアを基に算出した重みを与え、Dijkstra's algorithm を用いてルーティングを行い、各指標ごとに最も最適だと考えられる経路を導出した。

ルーティング結果における各指標ごとの選択エッジの一致率に見られる特徴は、クラウドソーシングによって得られた印象評価における指標間の相関にも見られ、雰囲気推定モデルが風景画像の特徴を捉え、正しく推定できていることを示した。クラウドソーシングを用いて、提案手法による経路が各指標に基づき適切に提案されているか評価した。全体正答率は 30.0% に留まったが、経路内において視認できる視覚的に特徴的なスポットの存在が、その経路の雰囲気に大きな影響を与えることが示唆された。今後の検討事項として、指標とする語の選定方法、提案手法の汎用性、推定モデルの改善や距離の考慮が挙げられる。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP19K20279 の支援を受けたものです。

文 献

- [1] Daniele Quercia, Rossano Schifanella and Luca Maria Aiello, “The shortest path to happiness: Recommending beautiful, quiet, and happy routes in the city,” In Proceedings of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media (HT 2014), 2014, pp. 116–125, doi: 10.1145/2631775.2631799.

- [2] Shoko Wakamiya, Panote Siriaraya, Yihong Zhang, Yukiko Kawai, Eiji Aramaki and Adam Jatowt, "Pleasant Route Suggestion based on Color and Object Rates," In Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM 2019), 2019, pp. 786–789, doi: 10.1145/3289600.3290611.
- [3] Han Su, Kai Zheng, Jiamin Huang, Hoyoung Jeung, Lei Chen and Xiaofang Zhou, "CrowdPlanner: A crowd-based route recommendation system," In Proceedings of IEEE 30th International Conference on Data Engineering (ICDE 2014), pp. 1144–1155, 2014, doi: 10.1109/ICDE.2014.6816730.
- [4] 山口莞爾, 福元和真, 松下侑輝, 川崎洋, 小野晋太郎, 池内克史, “車載カメラ映像の深層学習による都市名の推定 –入力画像の特性が判別性に及ぼす影響の評価 –,” 生産研究, 2016, Vol. 68, No. 2, pp. 115-121, Online ISSN 1881-2058, Print ISSN 0037-105X, <https://doi.org/10.11188/seisankenkyu.68.115>.
- [5] David Hershey and Blake Wulfe, "Recognizing Cities from Street View Images," Convolutional Neural Networks for Visual Recognition (CS 231n), Stanford University, 2015.
- [6] Edsger W. Dijkstra, "A note on two problems in connexion with graphs," Numerische Mathematik, 1, 269–271, 1959.
- [7] Richard E. Bellman, "On a Routing Problem," In Quarterly of Applied Mathematics, 16(1), pp.87-90, 1958.
- [8] Peter E. Hart, Nils J. Nilsson and Bertram Raphael, "A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimal Cost Paths," IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics 4 (2): 100-107.
- [9] David Eppstein, "Finding the k shortest paths," SIAM Journal on computing 28.2 (1998): 652-673.
- [10] M. Quaggiotto, S. Scacchetti, and D. Bloise. BikeDistrict Milano. 2012.
- [11] Bernd Ludwig, Bjørn Zenker and Jan Schrader, "Recommendation of personalized routes with public transport connections," Communications in Computer and Information Science, 53, 2009.
- [12] 村田武一郎, 大森淳平, 奈良県立大学 and OM 環境計画研究所, “奈良観光の評価に関する調査研究～奈良・神戸の比較を通じて～,” in 奈良県立大学研究季報 20(2), 1-14, 2010-03-29.
- [13] 社団法人 中小企業診断協会 奈良支部, “奈良県観光の実態調査報告書,” 平成 16 年度マスターセンター補助事業, 平成 16 年 9 月.
- [14] Connor Shorten and Taghi M. Khoshgoftaar, "A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning," J Big Data 6, 60 (2019), <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>.
- [15] Relja Arandjelović, Petr Gronat, Akihiko Torii, Tomas Pajdla and Josef Sivic, "NetVLAD: CNN Architecture for Weakly Supervised Place Recognition," In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 5297-5307.
- [16] Hoo-Chang Shin, Holger R. Roth, Mingchen Gao, Le Lu, Ziyue Xu, Isabella Nogues, Jianhua Yao, Daniel Mollura and Ronald M. Summers, "Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning," In IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 35, no. 5, pp. 1285-1298, May 2016, doi: 10.1109/TMI.2016.2528162.
- [17] Tiantian Fang, "A Novel Computer-Aided Lung Cancer Detection Method Based on Transfer Learning from GoogLeNet and Median Intensity Projections," 2018 IEEE International Conference on Computer and Communication Engineering Technology (CCET), Beijing, 2018, pp. 286-290, doi: 10.1109/CCET.2018.8542189.
- [18] Mostafa Mehdipour Ghazi, Berrin Yanikoglu and Erchan Aptoula, "Plant identification using deep neural networks via optimization of transfer learning parameters," Neurocomputing, Volume 235, 2017, Pages 228-235, ISSN 0925-2312, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.01.018>.
- [19] 飛谷謙介, 松本達也, 箕雄祐, 藤井宏樹, 長田典子, “素肌の質感表現における印象と物理特性の関係性のモデル化,” 映像情報メディア学会誌, Vol. 71, No. 11, pp. J259-J268, 2017.
- [20] 田村知子, “ココミル 奈良（関西 4）,” JTB パブリッシング, 2020, pp.36-47.
- [21] 山形恭子, “ことりっぷ 奈良・飛鳥,” 昭文社, 2020, pp.44-57.
- [22] 峰村均, “奈良おさんぽマップ,” 実業之日本社, 2015, pp.18-27.
- [23] 秦啓, “歩く！歩く！奈良の本,” 京阪神エルマガジン社, 2015, pp.20-23.