

# 3D都市モデルを利用して移動中の景観を考慮する 観光経路推薦手法の検討

齋藤 康平<sup>†</sup> 横山 大作<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 明治大学理工学研究科 〒214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1

E-mail: †{koh,dyokoyama}@meiji.ac.jp

**あらまし** 自動車は単に最短時間で移動するという目的だけでなく、良い景観を眺めながら目的地まで移動したいという欲求がある。楽しみたい景観には自然や、建築物、都市などが含まれるが、都市の中には建築物が密集しており、ある地点からの建築物の見え方を推測するのは困難である。そこで本研究では、景観の良さを決定する要素の1つである都市内の建築物の見え方に重点をおき、設定したランドマークが移動中に良く見える経路の推薦を目指す。ある地点からの景観の良さを推定するために、国土交通省が提供する3D都市モデルのPLATEAUを利用しゲームエンジンを用いてレンダリングを行い、ターゲットとなる建築物の見え方を求め、その望ましさを数値化するモデルの構築を行った。また、経路全体の満足度の推定のためには、その経路上の地点を均等にサンプリングして、景観モデルから得られる満足度の平均値を用いた。実際の地図上で複数の経路を生成し、提案手法の評価を行ったところ、評価が高い経路は比較的良好な景観を持っているという結果を得ることができた。今後、景観モデルを移動経路の推薦システムに組み込み、望ましい経路推薦が行えるかどうかの評価を行っていく。

**キーワード** 観光, 経路推薦, 地理データ活用

## 1 はじめに

平成27年の全国都市交通特性調査[1]によると、平日には移動を行う人のおよそ45%が、休日には60%以上の人々が自動車による移動をしており、三大都市圏の中でも休日には半数以上が自動車を利用するという集計結果がある。自動車で移動する目的には、通勤などの目的地まで早く移動したいという欲求や最短経路で移動したいという欲求だけでなく、観光を目的とした良い景観を眺めながら移動をしたいという欲求が存在する。そのような欲求を持っている場合、最短距離での移動経路がその欲求を満たすとは限らない。そこで、ユーザーが満足するような景観を持つ経路推薦システムを考える必要がある。

ユーザーが満足するような景観には、自然景観と都市景観に大別される。自然景観を基準にした経路推薦手法はいくつかある。自然景観をベースに経路推薦を行う場合は、ユーザーが良いと考えるターゲットが田園や海岸などの風景となり、景観が見えることができるかどうかになる。それに加え、都市景観をベースに経路推薦を行う場合は景観の対象が建築物になるため、建築物がどのように見えるのかということを考慮する必要があり、より複雑になる。また、都市内部は道路ネットワークが密に張り巡らされており、想定外の地点からランドマークが見える可能性がある。建築物も密集していることから、ランドマークがそれらの影になり十分な見え方ができない可能性があるため、複雑な評価方法が必要となる。

一般的にターゲットの見え方を取得するソースとして画像があげられる。Flickerなどのインターネットから画像を取得して景観を評価することが多い。それらの写真はフォトスポットからの撮影であることが多い。そのため決まった方向からの写真

が多く、位置情報もほとんど変わらないことからデータの自由度が低いと思われる。例えば、経路上の景観が、取得した画像とは異なる方向からターゲットを見ている場合が考えられる。そのため、ターゲットを複数の方向から見るができる、新たな方法で景観画像を取得する必要がある。

本稿では、景観の良さを決定する要素の1つである都市景観に着目し、都市内部にあるランドマークの見え方がユーザーにとってどのくらい満足度の高い景観であるのかを画像から数値的に推定する。推定された結果から、どの経路が満足度の高い結果であるのかを求めるシステムを作成する。景観画像は時間などの情報の差を無くすため、3D都市モデルを利用しレンダリングしたものを利用する。本稿ではランドマークを観光の目的となる建築物やユーザーにとって印象に残る建築物のことを指す。

## 2 提案手法

### 2.1 レンダリングに基づく景観把握と経路推薦システム

本稿では自動車での移動を前提とした都市内部でのランドマークとなる建築物がより良い見え方となる経路の推薦を考える。

初めに、ランドマークの景観を考えるにあたり景観画像を取得する。景観画像にはインターネットに投稿されたデータを用いる手法が数多くあるが、時間帯のズレや天候の影響による画像差を無くすため、ゲームエンジン上でレンダリングされた画像を利用する。国土交通省が主導する日本全国の都市を3Dモデル化している、整備・活用・オープンデータ化プロジェクトであるPLATEAU[2]<sup>1</sup>をUnityにインポートし、レンダリングを行っ

<sup>1</sup>: [mlit.go.jp/plateau](http://mlit.go.jp/plateau)

た.PLATEAUには建築物モデルの他に、道路・都市整備・地形・都市計画決定情報・災害対策用のモデルなどが含まれており、多岐にわたる分野で有用なデータが含まれている。PLATEAUの建築物モデルは地域によってLOD4まで対応している。LODとはLevel of Detailの略でモデルの詳細さを表す。今回はLOD1の建築物モデルを利用した。LOD1はデータが軽量であることや、どの都市でも提供されていること、本研究の可用性などを考慮しLOD1に決定した。LOD1は建築物の概形を持った箱型のモデルとなっており、屋根の形状表現はされず、平屋根でない限りは省略される。そのため、モデルの高さは建築物の高さの中央値を採用しており、低層部と高層部に分かれるような建築物のモデルには注意が必要である。モデルの位置が水平方向では1.75m、高さは0.66m以内の誤差になるように保証されている。

経路の推薦にはあらかじめいくつかの経路を取得し評価を行う。得られた経路ごとに適当な間隔で図1のような画像をレンダリングし、その景観の良さを数値で評価する。評価された値の平均を経路の景観の良さとし、平均値が高い順に出力し推薦を行う。景観の良さは景観画像に含まれるいくつかの要素をそれぞれ算出し、それらの要素に対し、重回帰分析を行うことによって取得する。正解データは人間が景観を見た際の定性的な評価を0から5の6段階の評価にしたものとする。

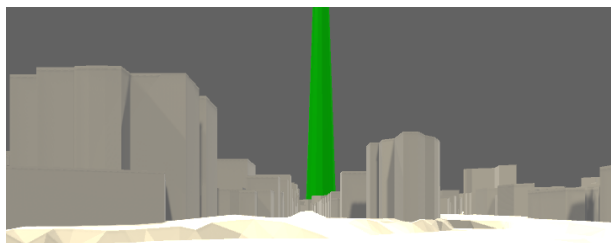


図1: レンダリングされた画像

## 2.2 試験実装

本稿では景観の対象となるランドマークを1つとし、経路は2地点間を結ぶものとする。都市内部のランドマークとして東京スカイツリーを採用した。東京スカイツリーは東京都墨田区にある高さ634mの電波塔として知られている。東京都東部では多くの地点から視認することができ、国内にあるランドマークの中では最適であると考えられる。試験領域として、図2のような東京スカイツリー周辺の約3.8km×約2.5kmの範囲を扱う。

### 2.2.1 使用データ

都市景観ベースの経路推薦を検討するにあたり、景観を推定するための画像情報と道路ネットワークデータが必要となる。前述の通り、画像情報はUnityとPLATEAUを利用し、PLATEAUに含まれる建築物・道路・地形モデルをインポートした。しかし、PLATEAUには東京スカイツリーや隣にある東京スカイツ



図2: 試験領域

リーイーストタワーのような高層の建築物モデルがふくまれていない。そのため、3Dモデルを自作しUnityにインポートした。手続き的なモデリングができることで知られているHoudiniという3DCGソフトウェアを利用し、図3のような錐体をモデリングした。東京スカイツリーは底面が三角形で、頂点に近づくにつれ円形となる珍しい形をしている。他の建築物モデルはLOD1で利用するため、それらある程度LODを合わせて底面が正14角形の錐体を作成した。これをFBXにエクスポートした後、Unityにインポートした。作成したモデルは実際の大きさより小さいため、Unity上でスケールを操作しおおよそ実際の大きさに整えた。

道路ネットワークデータはOpenStreetMapから取得したデータを利用した。試験領域に含まれるネットワークデータには道路ノードが3291件、道路リンクが5282件のデータが含まれる。OSMの位置情報は経緯度だが、Unityはインポートした3Dモデルの中心を原点としたメートル法になっている。そのため目視にてUnityの原点と経緯度を照らし合わせ、位置情報の修正を行った。

レンダリングにはCameraコンポーネントを用いたClipping Planes(オブジェクトを描画する範囲)の上限値を5000m、下限値を0.3mに変更した。視野角は60度、画像サイズは720×480ピクセルとした。撮影した画像は、ユーザーが自動車を運転中に見る景観を前提とし、ユーザーが自然に見えることができる正面から撮影を行う。

### 2.2.2 景観モデル

前述の通り、都市景観ベースの経路推薦手法を考える上で景観の良し悪しを推定する必要がある。推定する際はゲームエンジンでレンダリングされた画像から推定に必要な要素を算出し、重回帰分析によって景観の満足度を推定する。景観の満足度には3つの要素が大きくかかわっていると考えられる。

#### a) 画面内に占める割合

ユーザーが景観の良さを評価する上で最も重要な要素の1つである。画像に占めるランドマークの面積が大きければ、満足度の高い景観であると考えられることができるので、ランドマークが写っている面積を算出した。緑に塗りつぶされたターゲットを撮影し、撮影した画像をOpenCVを用いて緑色とそれ以外の色で二値化した。検出されたピクセルの総数を面積とする。画像

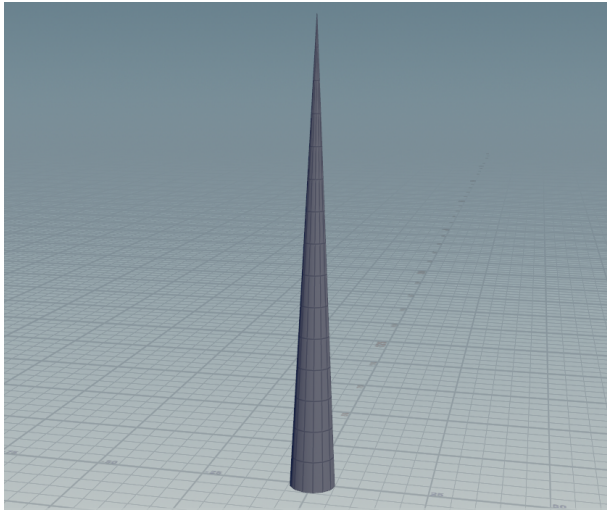


図 3: 作成したランドマークモデル



図 4: 良い景観の例

を二値化する際,Unity に初期値として設定されている Standard シェーダーは,光源の位置によって影が入るため色に変化し,正しく領域が検出できない可能性がある.そこで著者が常用している lilToon<sup>2</sup>を適用し,影が入らないように設定した.これはアバターベースのサービス用に作成されたシェーダーで,簡便な設定ができることで知られている.

例としてランドマークに東京スカイツリーを設定し,Google ストリートビューからそれが写っている画像を引用する.図 4 のように中央に大きく写っており,全体が画像内に収まっている.このような見え方ができているならば,良い景観と考えることができる.

しかし画像内にランドマークが大きく写っていた場合でも,一概に良い景観であるとするのは難しい.図 5 に良くない景観の例を挙げる.中央にスカイツリーが写っているが,タワーの下方しか見えておらず全体像を把握することが難しい.このような景観ではユーザーが満足することは難しいと考えられる.そのため,このようなケースを解決するために次の要素を追加した.

#### b) ランドマークの表面積の割合

ランドマークが写っていても景観が良くないケースがありその全体が見えているのかを判別するために,ランドマークが持つ表面積のうちどの程度見えているのかという数値を設定する必要がある.しかし,レンダリングされる地点が画像によって異なることなどから,厳密に算出することが難しい.そこで,ランドマークモデルのテクスチャを縦に 14 分割し,それぞれに異なる色を塗った.画像中に塗り分けられた色が識別できたのかによって,大まかな表面積を推定した.テクスチャの分割を行ったランドマークモデルは図 6 に示す.作成したモデルは通常とは異なるトポロジーであるが,均等なテクスチャの分割が可能となっている.作成したモデルは 15 分割になっているが,これはランドマークの下部のみが大きく写るケースを低く点数付けするために,下から 2 つ目までを同じ色で着色することで 14 分割



図 5: あまり良くない景観の例

を実現した.そうすることで,ランドマーク全体が写っているが面積が小さいケースにも対応することができると考えられる.

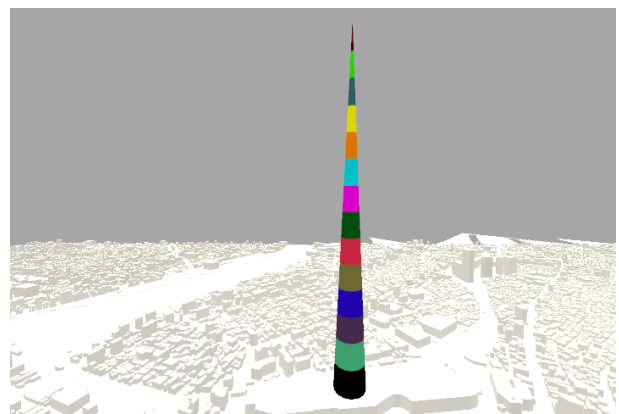


図 6: Unity 上で 14 分割されたランドマーク

#### c) 撮影地点からの距離

画像内に写るランドマークの大きさや表面積の割合は,撮影地点からの距離が関わっていると考えている.レンダリングを行った地点からランドマークまでの距離を算出し,以上 3 つの要素をそれぞれ正規化したものを説明変数とする.

2: [lilxyzw.github.io/lilToon](https://lilxyzw.github.io/lilToon)

### 2.2.3 景観モデルの学習

scikit-learn の LinearRegression クラスを利用し、重回帰分析を行った。本稿ではユーザーにとって良い景観を含む経路を推薦することを目的としているので、目的変数をユーザーが評価した景観の満足度と設定する。ランドマークが写っていない画像の満足度は0点、ターゲットが写っている画像の満足度は1点から5点の計6段階で評価付けを行った。評価付けを行う画像データは、道路ノードの位置からランドマークの方向へカメラを回転させ、道路メッシュからの高さ1m~2mの位置でレンダリングをしたものである。道路ノード上に道路メッシュが無い場合は海拔や橋などを考慮し、Unity上の高さ5mでレンダリングを行った。3291枚撮影し、そのうち536枚にランドマークが写っていた。ランドマークが写った画像に評価付けを行った。評価付けは著者の他に、3名に景観画像の評価付けを目安となる評価基準を説明した上で依頼した。計4件の評価データを収集し、各満足度の平均値をユーザーが評価した景観の満足度とした。著者が評価したデータを case1、著者以外の評価データを case2, case3, case4 とする。各評価の満足度の散らばりを図7に示す。プロットの大きさがその評価をしたデータの個数である。case1 から case3 は、1点3点までは似たような点数付けととなっており、4点5点は人によって評価が散らばっている。case4 は5点の評価がかなり少ないことから、他の評価データとの散らばりが大きくなっている。

以上のデータを用いて学習を行い、モデルを作成した。

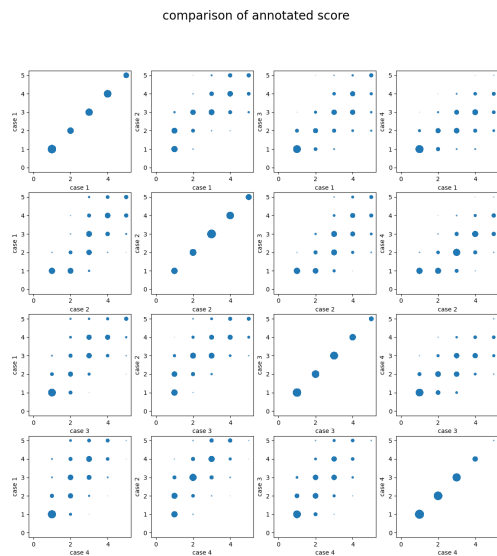


図7: 各評価の分布図

### 2.2.4 経路モデル

経路の景観の満足度を評価するためには、ある地点の道路ノードから次の道路ノードの方向へ向いた景観画像が必要となる。これを出発地点から目的地点まで繰り返すことによって、経路全体の景観を取得することができる。あらかじめ、全ての道路ノードに対し隣接道路ノードへ向いた景観画像をレンダリングし、収集した景観画像からそれぞれ説明変数を算出した。それを作

成したモデルに与え、得られたそれぞれの満足度の平均を取ることで経路全体の満足度とした。レンダリングした画像は10564枚だった。

経路上の景観を考える際、道路ノードの中間地点でも撮影する方がより精密な評価ができると思われる。しかし、図8のように直線ではない道路リンクが数多くあるため、正しく撮影できない懸念がある。そのため、本稿では単純化し上記の方法でレンダリングした。

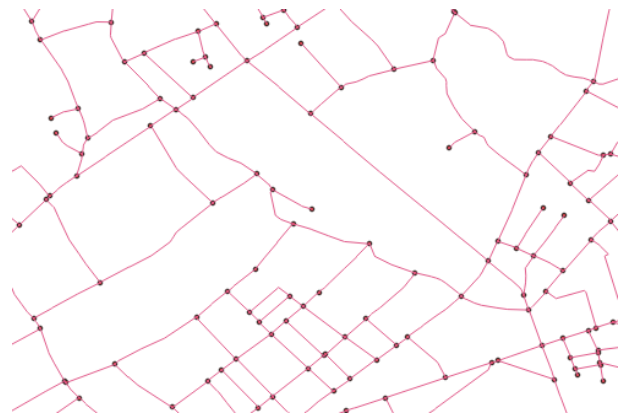


図8: 道路リンクが直線でない例

### 2.2.5 評価用経路の作成

2点間の経路探索アルゴリズムで良く知られているダイクストラ法[3]を用いて経路を取得した。複数の経路を比較検討する必要があるが、ダイクストラ法では最短経路以外の取得が難しい。ダイクストラ法に変更を加えることにより複数経路を取得した。表1にそのアルゴリズムを示す。まず初めに、ナイーブなダイクストラアルゴリズムを実行することにより現在のグラフの最短経路を得る。得られた経路の中に今まで通過したことが無い道路リンクがあれば、そのリンクに仮定の距離を加え、実際の距離よりも長い道路リンクと見なす。その後、通過したことがある道路リンクと得られた経路に含まれる道路リンクの和集合を取る。これを複数回繰り返すことで、今までに得られた経路とは異なる経路を取得することが可能となる。こうすることで、ある程度最短距離に近い経路の中から景観が良い経路を推薦することができる。本稿では一方通行などの交通法規を考慮せず、評価用経路を作成した。

## 3 評価

### 3.1 景観画像評価モデル

初めに景観モデルの評価を行った。学習に利用したデータを利用し、著者らが評価した値とモデルから出力された値を比較した。その結果を図9に示す。多少のばらつきはあるが、0.6付近までは誤差±0.1程度で推定ができており、0.6以上は正解の値より出力された値が低く推定されてしまった。これは正解データに偏りがあったことに起因すると考えられる。

表1に学習したモデルの決定係数  $R^2$  と平均二乗誤差を示す。学習データと評価データの決定係数が共に0.9を超えており、十分に目的変数を説明できている良いモデルが作成できている。

**Algorithm 1** 複数経路探索アルゴリズム

```

1: function SEARCH_MULTI_ROUTE(attempt_time, penalty)
2:   Graph ← OSM
3:   passed_link ← ∅
4:   TIME ← attempt_time
5:   p ← penalty
6:   node[TIME] ← Null
7:   path[TIME] ← Null
8:   for i = 0 ... TIME do
9:     node[i], path[i] = DIJKSTRA(start_node, target_node, Graph)
10:    link_need_penalty ← path[i].link ∩ passed_link
11:    for link | link ∈ link_need_penalty do
12:      Graph.link.length ← Graph.link.length + p
13:    end for
14:    passed_link ← passed_link ∪ path[i].link
15:  end for
16:  return node, path
17: end function

```

平均二乗誤差は小さい値となっており、十分だと考えられる。

作成したモデルから得られた出力データと正解データが乖離していないかを確認するため、統計的仮説検定を行った。出力データと正解データに差が無いと仮定し、統計的検定量と p 値を求めた。この時有意水準を 5% と設定した。結果を表 2 に示す。統計検定量は約 -0.1, p 値は 0.9 となり、有意水準の 0.05 を大きく超える。この結果により仮説が採択されることになる。これにより、出力された値と正解データの値に差がなく、モデルから得られた値は尤もであると考えられる。

学習したモデルの偏回帰係数を表 3 に示す。ある地点から見えるランドマークが画像中に占める面積が最も評価に影響を与えていることがわかった。景観を評価する際に、前提として見えているかどうかが重要となる。ことから最も影響を与えているのではないかとと思われる。最も係数が小さかった要素は撮影地点からの距離となった。撮影地点がランドマークから離れるほどランドマーク全体が見える可能性が増えるため、画像に含まれていないが有用な説明変数になると考えていたが、満足度の評価を画像で行っていることなどから出力に対する影響が少なかったと思われる。

表 1: モデルデータ

項目	学習データ	評価データ
決定係数	0.9489	0.9504
MSE	0.0024	0.0023

表 2: 評価データの検証

統計検定量	-0.1080
p 値	0.914

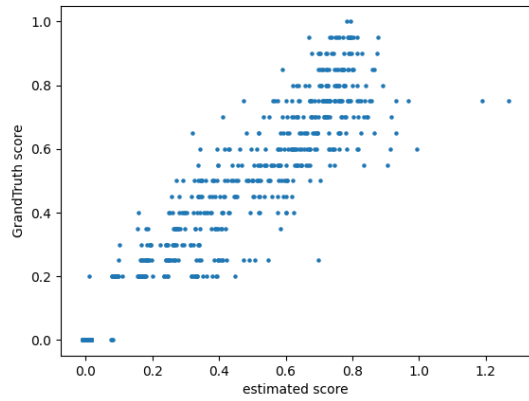


図 9: 正解の値と出力された値の比較

表 3: 偏回帰係数

ランドマークが写っている面積	1.18083507
ランドマークの表面積の割合	0.79403009
撮影地点からの距離	-0.02834543

**3.2 経路推薦の評価**

次にある経路の道路ノードごとの満足度を図 10, その経路上の道路ノードから撮影された画像を図 11 に示す。①の景観では低い評価値が得られた。中央からずれた位置にランドマークが見えており、想定よりも低いが妥当な評価値であると考えられる。②の景観は中央からはずれているが、①よりも大きく写っておりある程度良い景観であるため、高い評価値が得られていると思われる。③は②よりも少し小さく写っているが中央に見えていることや全体像がよりわかりやすいことから、想定では高い評価値を付けていた。しかし、実際のモデルから得られた評価値は②の方が高い評価を得ていた。アノテーションの偏りによる結果なのではないかと思われる。

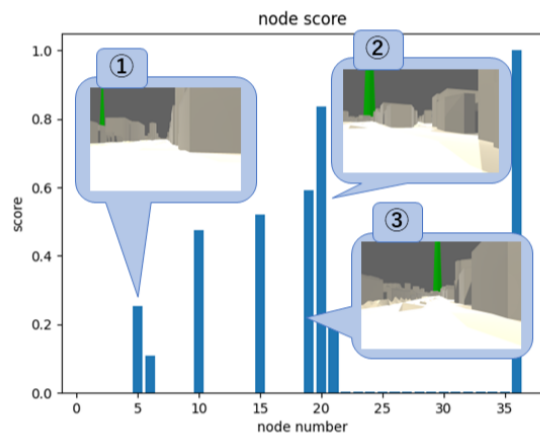


図 10: 道路ノードごとの満足度

経路に含まれる道路ノードから撮影された景観画像の推定値を学習モデルからそれぞれ算出し、その平均を経路の満足度とした。最短経路と著者が良いと考える経路を含めた 8 種類の経

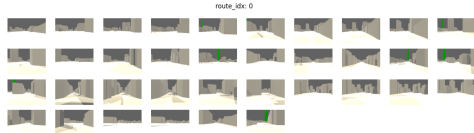


図 11: 道路ノードごとに撮影された経路画像

路を比較, 検討した. 満足度が高かった順に経路をソートし, その結果を経路上の道路ノードから撮影された画像の上位 4 経路を図 12 に示す.

著者が良いと考える経路が最も高い満足度が得られる経路であるという結果が得られ, 期待通りのモデルが作成できていると思われる. 著者が設定した経路の評価が高かった要因として, ランドマークが見えている景観が他の経路と比べ多かったことが考えられる. ルート 0 とルート 5 を比較したとき, 経路のノード数とランドマークが見えた枚数の差が少ないが, 満足度には大きな差が生まれている. これは景観の見え方に違いがあり, その違いを正しく評価できているからではないかと思われる.

表 4: 経路評価結果

順位	ルート	満足度	対象が見えた枚数	経路のノード数
1	7	0.2094	12	37
2	0	0.1123	7	36
3	4	0.1013	8	43
4	2	0.0837	9	37
5	6	0.0746	10	74
6	5	0.0609	6	38
7	1	0.0505	4	43
8	3	0.0383	6	55

上位の経路の中に, 自動車では通ることができないような非常に狭い道路が経路に含まれていた. 景観としては満足度が高くても, 観光を目的にした移動という点においては満足度が低くなってしまふ懸念がある. また今回は道路ノードからの景観を元に評価を行ったが, その景観がどの程度の間見えるのかが不明である. 撮影された道路ノードから隣接ノードまで同じような景観が得られない可能性があるが, 見えていると仮定し, 学習に隣接ノードまでの距離を加えることでより満足度が高い経路が得られると考えられる. 今後はそれに加え道路の幅や車線数, 右左折数を考慮した経路を構築・推薦するモデルの作成を目指す.

## 4 関連研究

最短経路探索アルゴリズムとして, ダイクストラ法 [3] や A\* アルゴリズム [4] があげられる. これらは重みが付与されたグラフに含まれる, 特定の 2 点間を結ぶ重みが最小となる経路を求める手法である. これらのアルゴリズムを基に多くの経路探索システムが考案されている. Noto ら [5] は従来のダイクストラ法を拡張し, 限られた時間内に解を求める方法を提案した.

本稿では短時間で複数経路を得るためにダイクストラ法にペ

ナルティを与えたものを利用したが, 利便性や妥当性が低い経路が得られやすい. 櫻場ら [6] らは粘菌の特性を利用した複数経路探索を行った. 粘菌は自身の身体を流動的に動かしネットワークを作成することで捕食行動を行う. 作成したネットワークは最終的に 1 本の経路になるが, これを電気回路と見なし数理モデル化した. そのネットワークに道路状況を反映する交通基本図を利用し拡張を行うことで複数経路を含む部分ネットワークを取得した.

Zhang ら [7] は 2 地点の間にあるランドマークの視認性に着目した観光経路探索システムを提案している. 撮影地点からランドマークの方向へレンダリングしたときに前方にオブジェクトが視認できた際に, Z-Buffer によって前方のオブジェクトまでの距離 (深度) を算出する. その値がランドマークまでの距離と一致したときにランドマークが視認できているとしている. ランドマークが視認できた道路ノードの数を基準にした経路推薦を行っているが, 深度情報を用いるためどの程度の景観であるのかなどを推定することが難しいと思われる.

大瀧ら [8] は位置情報付きの画像を基にした, 目的に適したルートを複数提案する手法を提案した. 収集した画像からどのような景観が含まれているのかを抽出し, 道路ノードにその景観が見える確率を付与している. 最短経路を取れる確率と景観が見える確率から確率値が極大となるノード集合を集め, それらを結ぶことで良い景観を含む経路を推薦している.

川俣ら [9] は土地利用分類データと標高データを基に, 中景・遠景を考慮した経路推薦を行うための可視領域抽出手法を提案した. 土地利用分類データと標高データは国土交通省から国土数値情報として提供されているものである. 山などの遠くの景観が建築物に阻害されずに見ることができ領域を推定した. クラウドソーシングで収集した評価を利用した. その結果, 可視領域が同じ大きさであっても遠景が可視である地点からの方が, 評価が高いことが分かった. しかし, 利用した標高データが 250m ごとの 3D モデルデータであるが, 土地利用分類データは利用区分ごとの面積をまとめたデータである. その影響から視点領域内に建築物が考慮されないなどの問題がある.

## 5 まとめ

本稿では, 3D 都市モデルを利用した移動中の景観を考慮する観光経路推薦手法の景観モデルの評価と経路評価を行った. 状況を自動車の運転時に限定をして景観評価を行ったが, 停車時などにフロントガラスなどから覗き込んで景観を見るケースが考えられる. また, ユーザーが徒歩や自転車を利用することもある. そのような状況では正面からの景観以外に左右や見上げた角度も景観として利用することができるため, それらを含めた評価を今後行う必要がある.

ダイクストラ法を改良したものを用いて得た経路に対して評価を行い, その中から良い景観の経路を高い評価として求めた. しかし, 本来ならば経路の探索と景観を分離するのではなく, 景観の良さを踏まえた経路の探索をするべきであると思われる. それが可能となる推薦手法を考慮する必要がある.

今後、移動経路を考慮に入れた経路推薦手法を行い、ユーザーがより満足できる経路推薦システムの構築を目指す。

## 文 献

- [1] 国土交通省. 新型コロナ感染症による行動変化が露わに。～第7回全国都市交通特性調査(速報版)の公表～, 11 2022. [https://www.mlit.go.jp/report/press/toshi07\\_hh\\_000206.html](https://www.mlit.go.jp/report/press/toshi07_hh_000206.html).
- [2] 裕弥 内山. 国土交通省による project plateau(プラトー)の取組について: 3d 都市モデルの整備・活用・オープンデータ化プロジェクト, 05 2021.
- [3] E.W. DIJKSTRA. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische Mathematik*, 1:269–271, 1959.
- [4] Peter E. Hart, Nils J. Nilsson, and Bertram Raphael. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2):100–107, 1968.
- [5] M. Noto and H. Sato. A method for the shortest path search by extended dijkstra algorithm. In *Smc 2000 conference proceedings. 2000 ieee international conference on systems, man and cybernetics. 'cybernetics evolving to systems, humans, organizations, and their complex interactions' (cat. no.0, volume 3, pages 2316–2320 vol.3, 2000*.
- [6] 悠之 櫻場 and 康雄 須貝. 利便性を考慮した力学系に基づく複数経路探索. 第 80 回全国大会講演論文集, 2018(1):309–310, 03 2018.
- [7] Jianwei Zhang, Hiroshi Kawasaki, and Yukiko Kawai. A tourist route search system based on web information and the visibility of scenic sights. In *2008 Second International Symposium on Universal Communication*, pages 154–161, 2008.
- [8] 大瀧 隼 and 伏見 卓恭. 位置情報付き写真に基づく景観と距離を考慮したドライブルート探索手法. *人工知能学会研究会資料 知識ベースシステム研究会*, 126:22–27, 2022.
- [9] 奥健太 川俣光司. 景観ベースルート推薦のための標高データに基づく可視領域抽出手法の検討. *データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム*, 2019.

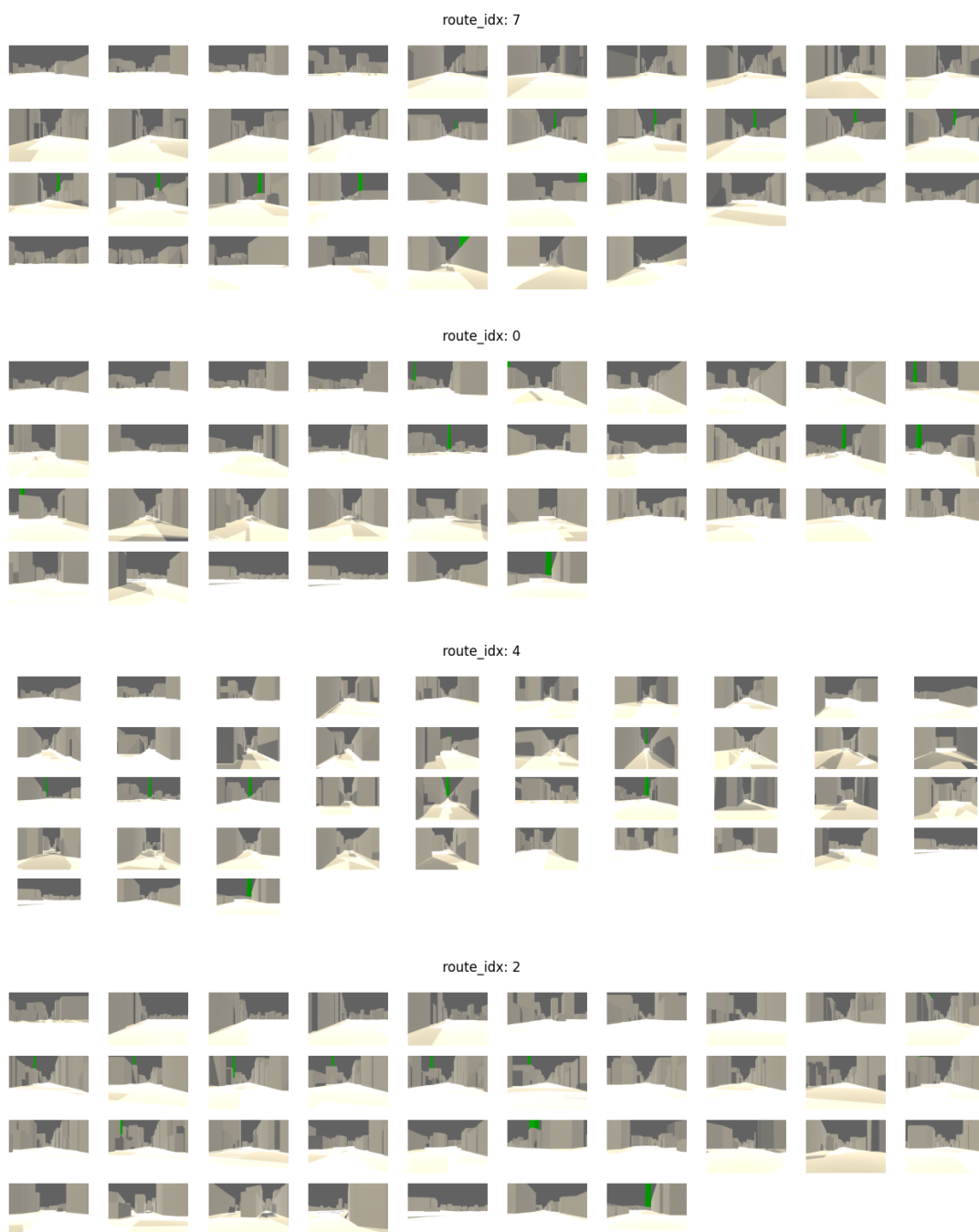


図 12: 満足度が高い上位の経路