

景観クラスタリングに基づく景観アウェアルート推薦システム

川俣 光司[†] 奥 健太[†]

[†] 龍谷大学理工学部 〒520-2194 滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5
E-mail: [†]t140450@mail.ryukoku.ac.jp, ^{††}okukenta@rins.ryukoku.ac.jp

あらまし ドライブの楽しみ方の一つとして、海沿い景観や田園景観など好きな景観を眺めながら走りたいという要求もある。本研究では、景観を考慮したルートを推薦する景観アウェアルート推薦システムを提案する。我々は、これまでに景観について、四つの景観要素（田園系、山林系、水辺系、都市系）で表現される景観ベクトルを定義した。本システムでは、各景観要素に着目したルート探索を行う。道路ネットワーク上の全てのノード、リンクについて探索すると処理コストが大きい。本システムでは、探索時の計算量を削減するため、事前にルートに対し景観ベクトルに基づいたクラスタリングを行い、クラス間での大まかなルート探索を行う。そのルート探索結果より選ばれたクラスに含まれるノード、リンクから詳細なルート探索を行い、処理コストの軽減と併せて各景観の推薦ルートの提示を行う。

キーワード ルート推薦システム, 地理情報, クラスタリング

1. はじめに

自動車は単なる移動手段だけでなく、ドライブすること自体が娯楽の一つとなっている。ドライブの楽しみ方の一つとして、海沿い景観や田園景観など好きな景観を眺めながら走りたいという要求もある。既存のルート推薦システムは、出発地と目的地が与えられたとき、その間を結ぶ最短ルートや最速ルート、人気ルートを推薦するものが多い[1][2]。しかし、景観を重視したルート推薦システムはあまり見当たらない。

本研究では景観を重視したルートを推薦する景観アウェアルート推薦システムの実現を目指している。例えば、海沿い景観が好きなユーザには海沿い景観を優先したドライブルートを、田園景観が好きなユーザには、田園景観を優先したドライブルートを推薦する。このようなシステムの実現には景観を重視したルート探索手法を開発する必要がある。

我々はこれまでに道路ネットワーク上の道路リンクを景観ベクトル化する手法を提案してきた[3]。我々の先行研究[3]では、予備実験により道路景観において重要な景観要素として、田園系、山林系、水辺系、都市系の4要素を選定した。これら4要素から構成される景観ベクトルを定義し、道路リンクの景観ベクトルを推定する手法を提案した。本研究では、先行研究[3]で得られた景観ベクトルが付与された道路ネットワークを前提とした景観アウェアルート推薦システムを提案する。

本研究の貢献は以下のとおりである：

- 道路ネットワークにおいて景観クラスタリングを適用することで景観クラスグラフを作成した。景観クラスグラフにおいてあらかじめ粗ルート探索を行うことで、ルート探索における処理コストを削減した。
- 景観を重視したルートを提示する景観アウェアルート推薦システムを提案した。提案システムでは、各景観要素を重視した4パターンのルートを提示することでルート選択の多様性を与えている。

2. 関連研究

2.1 ルート推薦システム

最短経路探索アルゴリズムとして、ダイクストラ法[4]やA*アルゴリズム[5]が挙げられる。これらのアルゴリズムでは、入力された始点と終点において、道路ネットワーク上のリンクに付与されたコストに基づき、総コストが最小となるようなルートを選択する。

最速経路探索[1]は、リンクの距離ではなく、リンクを通過するための旅行時間に着目し、旅行時間が最小となるようなルートを選択する。Weiら[1]は、GPSの軌跡データから速度パターンをマイニングすることで旅行時間を推定している。

人気ルート推薦は、多くの人々が関心をもっているルートを推薦する手法である。Weiら[2]は、ユーザの軌跡データから多くのユーザが関心をもつルートをマイニングすることで、人気ルートの抽出を行っている。

個人の嗜好に応じたルートを推薦する、個人化ルート推薦の研究もある。MyRoute[6]は、ユーザが熟知しているルートやランドマークに基づき、ユーザ個人向けのルートを作成している。MyRouteでは、ランドマークをユーザ自身で入力する必要があるのに対し、Going My Way[7]では、ユーザの個人的なGPSログデータから、ランドマークを自動的に特定している。

以上のようにこれまでに多くのルート推薦手法が提案されているが、我々の調査した限りでは、景観を考慮したドライブルート推薦手法は少ない。景観を考慮したドライブルート推薦として、Niarakiら[8]の研究がある。この研究では、オントロジーにより道路属性を定義している。ドライブ景観も属性の一つとして定義されているため、この属性を用いることでドライブ景観を考慮したルート推薦を可能にしている。しかしながら、オントロジーのフレームワークについては詳細に説明されているものの、オントロジーの構築方法については述べられていない。

2.2 OpenStreetMap データアセスメント

OpenStreetMap (OSM) ^(注1) は、フリーの地理情報データを作成することを目的としたプロジェクトである。道路地図などの地理情報データを誰でも利用でき編集できる。OSM の道路データは、道路ネットワークデータの形式で提供されている。つまり、ノードとリンクの形式となっている。OSM のデータは、OpenStreetMap Data Extracts (<http://download.geofabrik.de/>) からダウンロードできる。全世界のデータが公開されているが、地域別にダウンロードできるようになっている。データはシェープファイル (shp) の形式で提供されており、PostgreSQL で取り込むことができる。

OSM に付与された道路属性の正確性を評価する研究として、Haklay ら [9] の研究および Girres ら [10] の研究が挙げられる。Haklay ら [9] は、イギリスの高精度の地図である Ordnance Survey (OS) と比較することで、OSM に付与された道路属性の正確性を分析している。OSM が開始された 2004 年 8 月以降、London と England を対象にしている。分析の結果、OSM の情報は平均 6m 以内の精度で正確であることを示している。Girres ら [10] は、BD TOPO IGN のデータを正解データとして、フランスの OSM について、その精度を評価している。Geometry Accuracy, Attribute Accuracy, Semantic Accuracy, Completeness などの八つの観点から評価を行っている。

これらの OSM データアセスメントに関する研究に対し、我々の先行研究 [11] [12] では、景観アウェアルート推薦システムの実現に向けて、対象地点の道路地図画像および航空写真の画像特徴量、土地被覆図から自動的にドライブ景観を推定する手法を提案した。さらに、先行研究 [3] では、道路リンクを景観ベクトル化する手法を提案した。本研究では、先行研究 [3] で得られた景観ベクトル付き道路ネットワークを用いる。

3. 提案システムの概要

本章では、提案システムである景観アウェアルート推薦システムの概要を説明する。インタフェースおよびシステム構成について説明する。

3.1 インタフェース

図 1 に本システムのインタフェースを示す。インタフェースは、大きく分けて入力ビューとマップビューから構成される。ユーザはマップビューにマーカーを置くことで出発地および目的地を入力する。「探索」ボタンをクリックすることで、出発地から目的地を通る推薦ルートとして 4 パターンのルートがマップビューに提示される。各パターンの推薦ルートは、田園景観、山林景観、水辺景観、都市景観の各景観要素をそれぞれ重視したルートである。

推薦ルート提示後、入力ビューから好みの景観を選択することで、その景観を重視したルートが強調表示される。さらに、その推薦ルート上に等間隔にマーカーが提示される。ユーザがこのマーカーをクリックすると、対象地点の Google ストリート

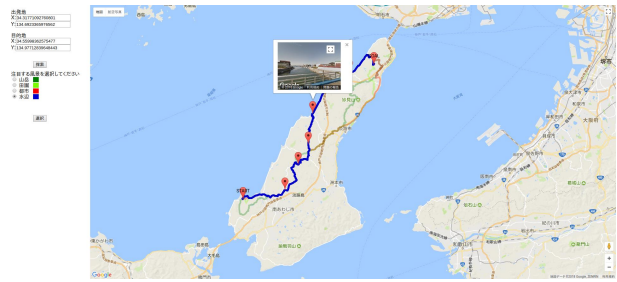


図 1 システムインタフェース。大きく分けて入力ビューとマップビューから構成される。推薦ルートとして、田園景観、山林景観、水辺景観、都市景観の各景観要素をそれぞれ重視したルートが提示される。推薦ルート上のマーカーをクリックすると、対象地点の Google ストリートビュー画像が提示される。

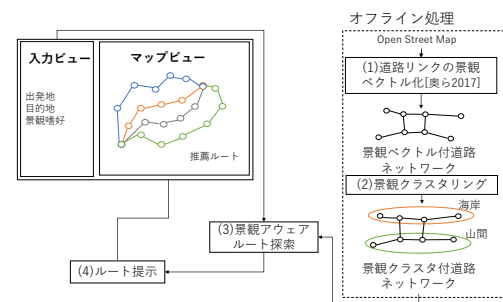


図 2 システム構成。(1) 構成される道路ネットワークデータの各道路リンクについて景観ベクトル化を行う。(2) 景観ベクトル付き道路ネットワークデータより、景観ベクトルに基づいた景観クラスターリングを行う。(3) 景観クラスター付き道路ネットワークデータにおいて、入力要求(出発地、目的地)を満たす各景観ルートを探索する。(4) 各景観ルートをマップビューに提示する。

ビュー画像が提示される。

3.2 システム構成

図 2 にシステム構成図を示す。以下、各処理について説明する。項目番号は図中の番号に対応する：

(1) OpenStreetMap の道路データをノードとリンクから構成される道路ネットワークデータに変換する。各道路リンクについて景観ベクトル化を行い、景観ベクトル付き道路ネットワークデータを得る。

(2) 景観ベクトル付き道路ネットワークデータより、景観ベクトルに基づいた景観クラスターリングを行い、景観クラスター付き道路ネットワークデータを得る。

(3) 与えられた景観クラスター付き道路ネットワークデータにおいて、入力要求(出発地、目的地)を満たす各景観ルートを探索し、ルート集合を取得する。

(4) 各景観ルートを推薦ルートとして、マップビューに提示する。また、入力ビューからの景観の選択より、ルートを選択された景観ルートに絞り、Google ストリートビューの画像をマーカーに提示する。

ここで、(1) および (2) の処理については、入力に依存しない

(注1) : <https://www.openstreetmap.org/>

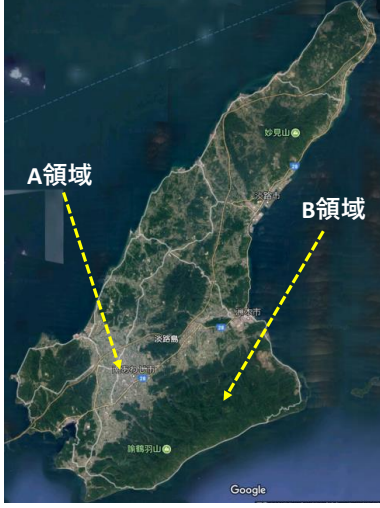


図3 A領域とB領域での淡路島の航空画像。

ためオフライン処理が可能である。なお、(1)の景観ベクトルについては、奥ら[3]の手法を用いる。本研究において、主として取り組む課題は(2)および(3)、(4)となる。これらについては、4.章において詳細に述べる。

4. 景観ルート探索

ダイクストラ法[4]のような従来のルート探索手法では、道路リンク一つ一つに付与されたコストに基づき、コストの総和が最小となるようなルートが選択される。景観ルート探索において、最も単純なアプローチは、重視する景観要素が強い道路リンクのコストを下げて従来のルート探索手法を適用することである。しかしながら、膨大な道路ネットワークデータに対し、このような探索手法を適用することは計算量が膨大になるという課題がある。

一方で、道路景観は断片的に存在するものではなく、ある一定の領域で構成されるという特性をもつ。例えば、図3の例では、Aの領域が田園系領域、Bの領域が山林系領域といったように、類似する景観要素で構成される領域が存在する。このような特性を踏まえ、あらかじめ類似する景観領域を集約しておくことで、計算量の削減が見込まれる。

そこで、提案手法では、まずクラスタリング手法を適用し類似する景観要素で構成される領域（クラスタ）を抽出する。つづいて、抽出されたクラスタ間の接続を考慮した隣接行列を作成することで景観クラスタグラフを作成する。まず景観クラスタグラフにおいて、各景観要素を重視した4パターンの大まかなルートを探る—粗ルート探索とよぶ—したうえで、各パターンの詳細なルート探索—密ルート探索とよぶ—を行う。

4.1 定義

定義1：道路ネットワーク。 道路ネットワークは有向重み付きグラフ $G = (V, E)$ で表現される。ここで、 V は道路ノード集合であり、 $E \subseteq V \times V$ は道路リンク集合である。道路ノード $v_i \in V$ は交差点や道路の終端を表す。道路リンク $e_k = (v_i, v_j) \in E$ は、始点ノード v_i から終点ノード v_j へ向かう有向リンクである。本稿では簡略化のため、 e_k の始点ノードを $e_k.s$ 、終点ノ

ドを $e_k.d$ として表す。また、道路リンク e_k にはリンクの距離等に応じたコスト w_k が付与されている。

定義2：景観ベクトル。 景観ベクトルは、奥らの先行研究[3]で定義した4種類の景観要素（田園系(r), 山林系(m), 水辺系(w), 都市系(u))から構成される4次元の確率ベクトルとして定義される。ベクトルの各要素はその景観要素が含まれる確率を表す。したがって、全要素の総和は1となる。道路リンク e_i の景観ベクトルを $s(e_i)$ と定義し、 $s(e_i) = (s_i^r, s_i^m, s_i^w, s_i^u)$ と表す。

定義3：景観クラスタ。 景観クラスタ $C_j \in \mathcal{C}$ は景観ベクトルが類似する道路リンクの集合で表される。景観クラスタ C_j の景観ベクトル $s(C_j)$ は、そのクラスタに属する道路リンクの景観ベクトルの平均ベクトルで表す。すなわち次式で定義する：

$$s(C_j) = \frac{1}{|C_j|} \sum_{i \in C_j} s(e_i). \quad (1)$$

ここで、 $|C_j|$ は景観クラスタ C_j に属する道路リンクの数を表す。

定義4：景観クラスタグラフ。 景観クラスタグラフは有向重み付きグラフ $G = (V, E)$ で表現される。ここで、 V は景観クラスタ C_i の集合であり、 $E \subseteq V \times V$ は景観クラスタ間のリンク集合である。リンク $l_k = (C_i, C_j) \in E$ は、景観クラスタ C_i から C_j へ向かう有向リンクである。また、リンク l_k には終点の景観クラスタ C_j の景観ベクトル $s(C_j)$ に応じたコストベクトル $\omega_k = (\omega_k^r, \omega_k^m, \omega_k^w, \omega_k^u)$ が付与されている。 ω_k の各要素は、ルート探索時に重視する景観ごとのコストを表す。例えば ω_k^r は田園系を重視したルート探索を実行する際に参照されるコストである。

定義5：景観ベクトルのクラスタ内類似度。 景観クラスタ C_j の景観ベクトルのクラスタ内類似度を $\text{intra_sim}(C_j)$ で表される。 C_j のすべての道路リンク対に対してコサイン類似度を用いて $s(e_j)$ よりクラスタ内類似度を求め全クラスタについてクラスタ内平均類似度を求める。また、クラスタに含まれるリンク数より重みを与える。景観ベクトルのクラスタ内類似度は次式で定義する：

$$\text{intra_sim}(C_j) = \frac{1}{n|C_j|} \sum_{i \in C_j} \sum_{k \in C_j} \cos(s(l_i), s(l_k)). \quad (2)$$

ここで、 n は全リンク数を表す。 $\cos(s(l_n), s(l_m))$ は次式で算出される：

$$\cos(s(l_i), s(l_k)) = \frac{s(l_i) \cdot s(l_k)}{|s(l_i)| |s(l_k)|} \quad (3)$$

4.2 景観クラスタグラフの作成

4.2.1 景観クラスタリング

与えられた道路ネットワークにおいて、道路リンクの近接性および景観ベクトルの類似性に基づき景観クラスタを形成する。隣接する道路リンク間において、各道路リンクの景観ベクトルの類似度が閾値以上である場合、それらの道路リンクを同一のクラスタとみなす。図4に淡路島の道路ネットワークに対し、景観クラスタリングを適用した結果を示す。図3のAの領域が田園系領域、Bの領域が山林系領域として抽出されている。

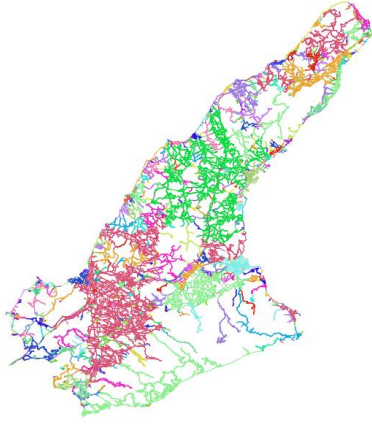


図4 景観クラスタリングを適用した淡路島の道路ネットワーク.

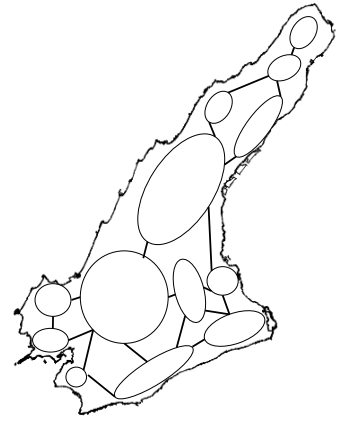


図6 景観クラスタグラフ.

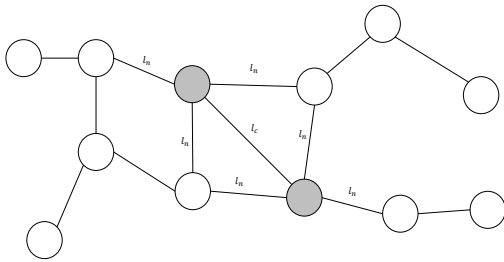


図5 景観に基づくクラスタリング.

図5に景観クラスタリングの例を示す. また, 景観クラスタリングの疑似コードをアルゴリズム1に示す. 以下, 図5およびアルゴリズム1に沿って景観クラスタリングの処理を説明する.

Algorithm 1 景観クラスタリング

Require: 注目リンク l_c , クラスタ ID j

Ensure: 推薦リスト $\mathcal{L}$

```

1: function LANDSCAPECLUSTERRING( $l_c, j$ )
2:    $l_c$ のクラスタ ID  $\leftarrow j$ 
3:   linkList  $\leftarrow$  getLink( $l_c$ ) 接続リンクリストの取得
4:   for each  $l_n$  in linkList
5:     if  $l_n$ のクラスタ ID = 0 then
6:       if  $\cos(s(l_c), s(l_n)) \geq \alpha$  then
7:         landscapeClustering( $l_n, k$ )
8:       end if
9:     end if
10:  end for
11:  return 0
12: end function

```

道路ネットワーク上のリンクの中からランダムにリンクを一つ選択する. その選択されたリンクを l_c とする. l_c と接続されているリンクを l_n とする. それぞれの景観ベクトルを $s(l_c), s(l_n)$ とする. 図5は l_c と l_n の関係性を示している.

提案手法であるクラスタリングアルゴリズムは, $\text{landscapeClustering}((l_c, j))$ という形で呼び出される. まず, l_c のクラスタ ID として j を付加する. l_c と接続されている l_n に

ついて, クラスタ ID が付加されていない場合, $\cos(s(l_c), s(l_n))$ (式 (3)) を算出する.

$\cos(s(l_c), s(l_n))$ が閾値 α 以上の場合, l_n のクラスタ ID として, l_c と同一のクラスタ id k を付加する. $\text{landscapeClustering}((l_n, j))$ を再帰的に呼び出す. 上記を道路ネットワークにあるすべてのリンクに対しクラスタ ID が付加されるまで繰り返す.

以上により得られた景観クラスタを $C_j \in \mathcal{C}$ とする. また, 式 (1) により, 景観クラスタの景観ベクトル $s(C_j)$ を算出する.

4.2.2 景観クラスタ間の隣接関係の抽出

景観クラスタ抽出後, 景観クラスタ間の隣接行列を作成し, 景観クラスタグラフを作成する. 景観クラスタ間の隣接行列は, $|\mathcal{C}| \times |\mathcal{C}|$ の行列 $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{|\mathcal{C}| \times |\mathcal{C}|}$ で表す. ここで, $a_{ij} = 1$ のとき景観クラスタ C_i から C_j へ向かうルートが存在することを表し, $a_{ij} = 0$ のときそれが存在しないことを表す. 図6は淡路島の道路ネットワークに対し作成された景観クラスタグラフである. ここで, 景観クラスタグラフにおけるノードが景観クラスタ, リンクがクラスタ間の隣接関係を表す. 以下に隣接行列作成手順を示す.

- (1) リンク id の順に中心リンク l_i として設定する.
- (2) 中心リンクと接続しているノードを用いて, ノードに接続している中心リンク以外のリンク l_j を抽出する.
- (3) 中心リンクのクラスタと抽出したリンクのクラスタを比較し, クラスタ id が異なった場合は, 隣接するクラスタとして隣接行列 $\mathbf{A}$ に $a_{ij} = 1$ とする.
- (4) 中心リンクを次のリンクに設定し, 2~4 をリンク分繰り返す.

4.2.3 景観クラスタグラフへのコストの付与

次節で述べる粗ルート探索を実行するために, あらかじめ景観クラスタグラフのリンクにコストを付与する. リンクのコストはリンクの終点の景観クラスタの景観ベクトルを基に算出する. 重視する景観要素に応じて, 終点の景観クラスタにおいて, その景観要素が強ければコストが低く, 要素が弱ければコストが高くなるように設定する. 例えば, 田園要素を重視した場合, 次に向かう先の景観クラスタの田園要素が強ければコストを低くし, 田園要素が弱ければコストを高くする. このようにコス

トを設定することで、ルート探索時には田園要素が強い景観クラスタへのルート選ばれやすくなる。

リンク $l_k = (C_i, C_j)$ のコストベクトル ω_k は次式で算出する：

$$\omega_k = d_k(1 - s(C_j)^n), \quad (4)$$

ここで、 d_k はリンク l_k の距離である。

4.3 粗ルート探索

クラスタ間隣接行列とコストベクトルを用いて、ダイクストラ法より各景観の粗ルートの出力方法を説明する。出発地と目的地の位置情報からクラスタを取得し、取得した各クラスタを出発地と目的地にする。クラスタ間のリンクには4.2.3節のコストベクトルをコストとして付与している。このコストベクトルは各景観ごとに変動するため、ルート探索は各景観ごとで行う。各景観ごとにダイクストラ法を用いて最短ルートを探索する。これにより、景観特徴が表れた4パターンの粗ルート探索を行う。

4.4 密ルート探索

粗ルート探索結果より、密ルート探索を行う。リンクは、粗ルート探索の各景観のルート探索結果より、景観クラスタグラフでの通過したノードの景観クラスタに属するリンク、ノードは、リンクと接続しているノードとしている。リンクのコストは、接続されているノード間の距離とした。出発地と目的地のノードより、ダイクストラ法を用いて各景観の最短ルートを算出する。

4.5 ルート提示

密ルート探索より各景観の探索結果のルート提示をする。ルート提示は、密ルート探索結果より出力されたノードから位置情報を抽出し、そのノードの位置情報を探索結果のノード順に直線を引き、GoogleMap上で提示を行った。

また、ルート探索結果のノードを6分割し、その分割される中心のノードにマーカーを置き、Googleストリートビューで探索されたルートの道路景観を見られるようにした。

5. 評価

5.1 データセット

OpenStreetMapの道路ネットワークデータから、淡路島の領域内のみのデータを抽出した。道路ノード数は102,506件、道路リンク数は212,050件であった。抽出した道路リンクに奥らの先行研究[3]により景観ベクトルを付加した。

5.2 景観クラスタリングにおける閾値 α の選定

4.2.1項で述べた景観クラスタリングを実行する際に必要となる景観ベクトルの類似度の閾値 α を選定する。淡路島の道路ネットワークデータに対し、 α を $\alpha = \{0.95, 0.90, 0.85, 0.80, 0.75, 0.70, 0.65\}$ の範囲で変化させながら景観クラスタリングを実行した。

表1は、 α を変化させたときのクラスタリングの結果を示している。表1には、各 α において生成されたクラスタ数、1クラスタあたりの平均所属リンク数、景観ベクトルのクラスタ内類似度の平均値を示している。 α が高いほどクラスタ数が多く生成されていることがわかる。また、 $\alpha = 0.95$ のとき景観ベ

表1 α を変化させたときの景観クラスタリング結果。各 α において生成されたクラスタ数、1クラスタあたりの平均所属リンク数、景観ベクトルのクラスタ内類似度の平均値を示す。

類似度	クラスタ数	平均所属リンク数	クラスタ内類似度
0.95	4896	43.3	0.989
0.90	2912	72.8	0.980
0.85	2111	100.5	0.972
0.80	1538	137.9	0.962
0.75	1158	183.1	0.939
0.70	1094	193.8	0.948
0.65	718	295.3	0.833

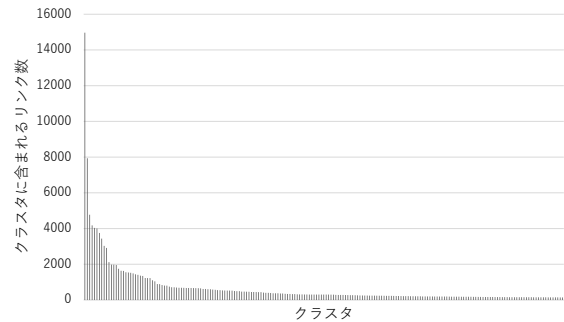


図7 $\alpha = 0.95$ のときのクラスタに所属するリンク数の分布。横軸は所属リンク数で降順したクラスタを表し、縦軸はクラスタに所属するリンク数を表す。ただし、クラスタ数が非常に多いため、上位100件のクラスタについてのみ掲載している。

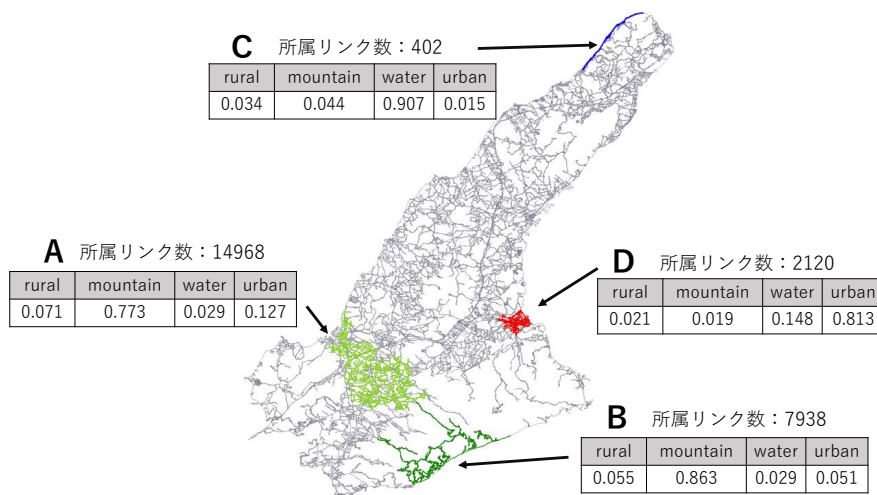
クトルのクラスタ内類似度が最も高くなった。このことから、 $\alpha = 0.95$ における各クラスタは景観的に類似する道路リンクにより形成されており、良いクラスタが生成されているといえる。したがって、以降の評価では $\alpha = 0.95$ を採用する。

5.3 生成された景観クラスタの妥当性

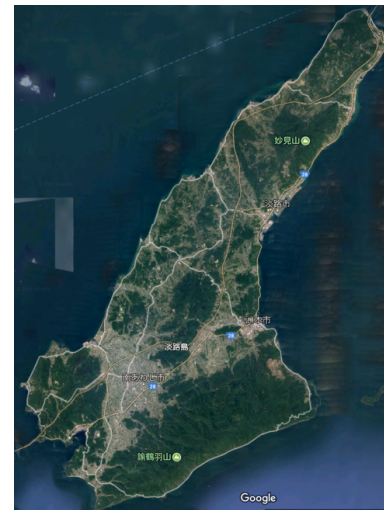
$\alpha = 0.95$ としたとき、生成された景観クラスタの妥当性を評価する。

まず、生成された景観クラスタに所属するリンク数の分布をみる。表1には1クラスタあたりの平均所属リンク数を示したが、実際にはリンク数が極端に多いクラスタもあれば、0に近いクラスタも多く存在し、所属リンク数の分散は大きい。そこで、図7に $\alpha = 0.95$ のときのクラスタに所属するリンク数の分布を示す。横軸は所属リンク数で降順したクラスタを表し、縦軸はクラスタに所属するリンク数を表す。ただし、クラスタ数が非常に多いため、図7には上位100件のクラスタについてのみ掲載している。図7から、大多数のクラスタには非常に少ないリンクしか所属しないことがわかる。

図8(a)は、淡路島の道路ネットワークデータに対し景観クラスタリング ($\alpha = 0.95$) を実行した結果である。図8(a)には、代表的な四つのクラスタに限定して表示している。図8(a)中の淡緑領域 (A) は田園系要素が強い景観クラスタ、濃緑領域 (B) は山林系要素が強いクラスタ、青領域 (C) は水辺系要素が強いクラスタ、赤領域 (D) は都市系要素が強いクラスタをそれぞれ示す。各領域にはそれぞれの景観クラスタの景観ベクトルおよび所属リンク数を示している。また、比較対象として、図



(a) 景観クラスタリング結果.



(b) 淡路島の航空写真 (Google マップ).

図 8 (a) 淡路島道路ネットワークデータに対し景観クラスタリングを実行した結果. 淡緑領域 (A) は田園系要素が強い景観クラスター, 濃緑領域 (B) は山林系要素が強いクラスター, 青領域 (C) は水辺系要素が強いクラスター, 赤領域 (D) は都市系要素が強いクラスターをそれぞれ示す. 各領域にはそれぞれの景観クラスターの景観ベクトルおよび所属リンク数を示している. (b) 比較対象としての淡路島の航空写真 (Google マップ).



(a) 領域 A.



(b) 領域 B.



(c) 領域 C.



(d) 領域 D.

図 9 各景観クラスターにおける代表道路リンクからの Google ストリートビュー画像. 領域 A-B は図 8(a) の領域 A-B に対応する.

8(b) に淡路島の航空写真 (Google マップ) を示す. さらに, 図 9(a)-(d) に各クラスターにおいて任意に抽出した代表道路リンクからの Google ストリートビュー画像を示す.

図 8(a) の景観クラスタリング結果について, 図 8(b) および図 9 を参照しながら考察する.

a) 領域 A

領域 A は田園系要素が強い景観クラスターである. 図 8(a) の領域 A に対応する領域は図 8(b) では田園が広がっている. 図 9(a) より, 代表道路リンクからの眺めも田園景観であるといえる.

b) 領域 B

領域 B は山林系要素が強い景観クラスターである. 図 8(a) の領域 B に対応する領域は図 8(b) から山間部であることがわかる. 図 9(b) より, 代表道路リンクからの眺めも樹木が多く緑に覆われていることから, 山間部の景観であるといえる.

c) 領域 C

領域 C は水辺系要素が強い景観クラスターである. 図 8(a) の領域 C に対応する領域は図 8(b) から海岸線であることがわかる. 図 9(c) より, 代表道路リンクからの眺めも海がみえることから海岸線の景観であるといえる.

d) 領域 D

領域 D は都市系要素が強い景観クラスターである. 図 8(a) の領域 D に対応する領域は図 8(b) において洲本市にあたる領域である. 図 9(d) より, 代表道路リンクからの眺めも家屋がみられることから市街地の景観であるといえる.

以上の結果から, 各領域において妥当な結果が観測されたことから, 景観クラスタリング手法は妥当であるといえる.

5.4 景観アウェアルート推薦結果の妥当性

景観アウェアルート推薦システムは, 与えられた出発地点および目的地において, これら 2 地点を結ぶ景観重視ルートを示す. 景観重視ルートとして, 四つの景観要素 (田園系, 山林系, 水辺系, 都市系) それぞれを重視した 4 パターンのルートを示す. ここでは, 提示されたルートの妥当性を定性的および定量的に評価する.

まずは, 推薦された景観重視ルートの妥当性を定量的に評価する. 図 10 は, 出発地点を北緯 34.257575°, 東経 134.722549°, 目的地を北緯 34.574902°, 東経 134.959632° としたときの推薦ルートである. 淡緑線は田園系, 濃緑線は山林系, 青線は水辺系, 赤線は都市系をそれぞれ重視したルートである. なお,

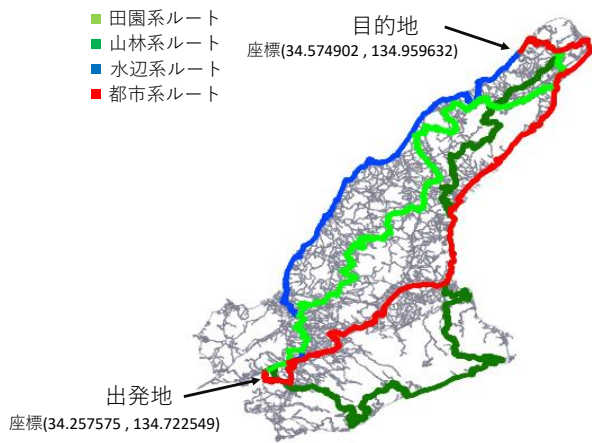


図 10 出発地点を北緯 34.257575°, 東経 134.722549°, 目的地点を北緯 34.574902°, 東経 134.959632° としたときの推薦ルート。淡緑線は田園系、濃緑線は山林系、青線は水辺系、赤線は都市系をそれぞれ重視したルートである。なお、景観クラスタリングにおける類似度の閾値は $\alpha = 0.95$, 粗ルート探索における距離の重みは $n = 2$ としている。

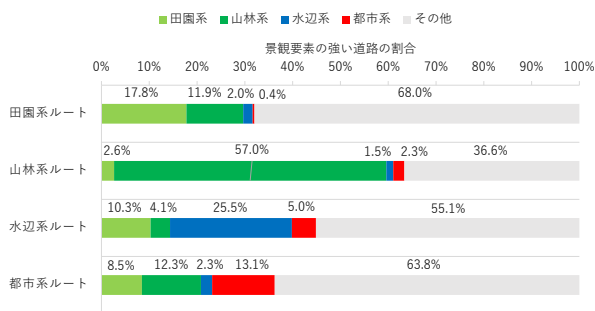


図 11 各推薦ルートに含まれる景観要素の割合。各ルートの全長を 100% としたとき、それぞれの景観要素が強い道路リンクの距離の割合を表している。ここで、景観要素が強い道路リンクとは、景観ベクトルにおいて着目する景観要素値が 0.8 以上である道路リンクのことを指す。

景観クラスタリングにおける類似度の閾値は $\alpha = 0.95$, 粗ルート探索における距離の重みは $n = 2$ としている。

図 10 から、各景観要素を重視した多様なルートが推薦されていることがわかる。田園系重視ルートは淡路島内陸部の田園地帯を通過している。山林系重視ルートは南部の山間地帯を通過している。水辺系重視ルートは海岸線に沿ったルートとなっている。都市系重視ルートは洲本市を通過するルートとなっている。このようにそれぞれの特徴が反映されたルートが推薦されていることが確認できる。

さらに、各推薦ルートに含まれる道路リンクの傾向について定量的に評価する。図 11 は各ルートに含まれる景観要素の割合を示したものである。各ルートの全長を 100% としたとき、それぞれの景観要素が強い道路リンクの距離の割合を表している。ここで、景観要素が強い道路リンクとは、景観ベクトルにおいて着目する景観要素値が 0.8 以上である道路リンクのこと

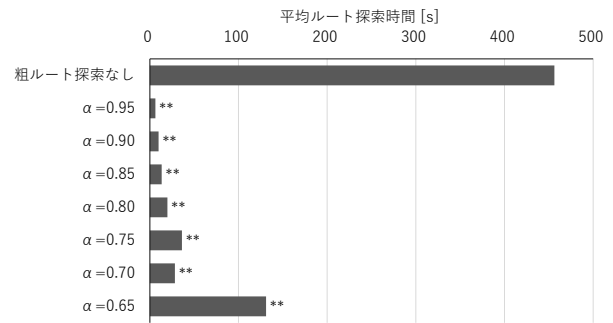


図 12 ルート探索時間の比較。粗ルート探索を用いないルート探索と粗ルート探索を用いたルート探索の平均ルート探索時間を示している。粗ルート探索を用いた手法では α を変えたときのルート探索時間を示している。* および ** は粗ルート探索と比較したとき有意差が確認できたことを表す。

を指す。図 11 より、田園系重視ルートは田園系要素が、山林系重視ルートは山林系要素が、水辺系重視ルートは水辺系要素が、都市系重視ルートは都市系要素が、それぞれ大きい割合を占めていることがわかる。

以上のとおり、景観アウェアルート推薦システムでは、各景観要素を重視したルートとして、それぞれの特徴が反映されたルートが推薦されるということを定性的かつ定量的に確認した。

5.5 ルート探索時間の比較：粗ルート探索あり vs. なし

提案システムでは、最初から全道路リンクを対象にルート探索を行うのではなく、事前に景観クラスタリングを適用し、粗ルート探索を実行することでルート探索時間の削減を行っている。ここでは、粗ルート探索を導入したときと導入しなかったときとのルート探索時間を比較する。

まず、出発地点と目的地点の組合せとして次の 5 組を用意する：

- (34.257575, 134.722549) $\rightarrow$ (34.574902, 134.959632)
- (34.317774, 134.676412) $\rightarrow$ (34.348304, 134.896255)
- (34.499798, 134.938260) $\rightarrow$ (34.293801, 134.788816)
- (34.545838, 134.923368) $\rightarrow$ (34.440009, 134.912038)
- (34.208185, 134.814500) $\rightarrow$ (34.430861, 134.830634)

各組について、各景観要素を重視したルート探索を実行し、ルート探索時間を計測する。これを 1 試行とし、各組 10 回試行し、1 試行あたりの平均ルート探索時間を算出する。

ルート探索アルゴリズムは Java で実装し、道路ネットワークデータは PostgreSQL 9.5 で管理している。実験は Intel Core i5-6200U CPU (2.8GHz), 8GB メモリ, Linux Mint 18.2 を搭載したコンピュータ上で実施した。

図 12 に各手法によるルート探索時間を示す。図 12 には、粗ルート探索を用いないルート探索と粗ルート探索を用いたルート探索の平均ルート探索時間を示している。粗ルート探索を用いた手法では α を変えたときのルート探索時間を示している。図 12 中の * および ** は粗ルート探索と比較したとき、対応のある t 検定 (片側検定) による有意差 ($p < 0.05, p < 0.01$) が確認できたことを表す。

図 12 より、粗ルート探索を用いることによりルート探索時

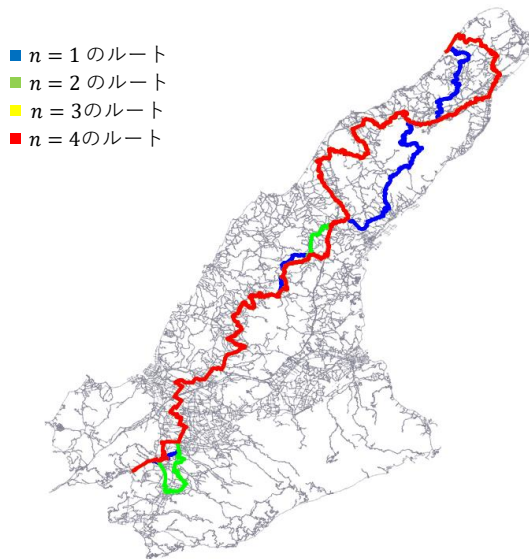


図 13 距離の重みパラメタ n を変化させたときの推薦ルートの違い。出発地点を北緯 34.257575°, 東経 134.722549°, 目的地点を北緯 34.574902°, 東経 134.959632° としたときの n ごとの田園系重視ルートを示している。青線は $n = 1$, 緑線は $n = 2$, 黄線は $n = 3$, 赤線は $n = 4$ のときのそれぞれの推薦ルートを表す。

間を短縮できることがわかる。また、景観クラスタリングの α が高いほど、ルート探索時間が短くなった。特に、 $\alpha = 0.95$ のとき探索時間は 6.24 秒であった。粗ルート探索を用いないときの探索時間が 456 秒であったことと比べると、大幅な時間短縮が実現できたといえる。

5.6 距離の重みパラメタによる結果の違い

提案手法では、距離の重みパラメタ n を変更することで、距離重視のルートか景観重視のルートかを調整することができる。ここでは、 n を変えたとき、推薦ルートの違いについて評価する。図 13 は、距離の重みパラメタ n を変化させたときの推薦ルートの違いを図示したものである。出発地点を北緯 34.257575°, 東経 134.722549°, 目的地点を北緯 34.574902°, 東経 134.959632° としたときの n ごとの田園系重視ルートを示している。青線は $n = 1$, 緑線は $n = 2$, 黄線は $n = 3$, 赤線は $n = 4$ のときのそれぞれの推薦ルートを表す。

$n \geq 2$ においては推薦ルートに大きな差異はみられなかった。 $n = 1$ のときの推薦ルートと $n \geq 2$ のときの推薦ルートを比較すると、前半は大きな差異はみられなかったが、後半に差異がみられた。後半部分に着目すると、 $n = 1$ のとき、距離を重視し山間部を突き抜けるようなルートが推薦された。一方で、 $n \geq 2$ のとき、多少迂回してでも田園系を通るルートが推薦された。

6. おわりに

本研究では、景観を重視したルートを探る景観アウェアルート推薦システムを提案した。提案システムでは、各景観要素を重視した 4 パターンのルートを提示することでルート選択の多様性を与える。

OpenStreetMap から抽出された淡路島領域内の道路ネットワークデータ（道路ノード 102,506 件、道路リンク 212,050 件）を用いた評価実験を行った。評価実験の結果、下記の観点から提案システムの有用性を示した：

- Google マップの航空写真およびストリートビュー画像と比較しながら、景観クラスタリングの結果の妥当性を示した。
- 提案システムにより提示された 4 パターンの推薦ルートの妥当性について定性的かつ定量的に評価した。
- 粗ルート探索を導入することで、ルート探索時間の大幅な削減を実現した。

今後は、本システムの被験者実験を行い、ユーザ観点からシステムの評価を行う。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP15K12151, JP16HO5932 の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

文 献

- [1] Ling-yin Wei, Wen-chih Peng, Chun-shuo Lin, and Chen-hen Jung. Exploring Spatio-Temporal Features. In *Advances in Spatial and Temporal Databases, Lecture Notes in Computer Science*, pp. 399–404, 2009.
- [2] Ling-yin Wei, Wen-chih Peng, Bo-chong Chen, and Ting-wei Lin. Eleventh International Conference on Mobile Data Management PATS : A Framework of Pattern-Aware Trajectory Search. In *[MDM2010]Mobile Data Management*, pp. 362–377, 2010.
- [3] 奥健太, 山西良典. 土地被覆図からの景観要素抽出に基づく道路リンクの景観ベクトル化. 情報処理学会研究報告, 第 2017-DBS-1 巻, pp. 1–6, 2017.
- [4] Edsger Wybe Dijkstra. A Note on Two Problems in Connection with Graphs. *Numerische Mathematik*, Vol. 1, pp. 269–271, 1959.
- [5] Rina Dechter and Judea Pearl. Generalized best-first search strategies and the optimality of A*. *Journal of the ACM*, Vol. 32, No. 3, pp. 505–536, jul 1985.
- [6] Kayur Patel, Mike Y. Chen, Ian Smith, and James A. Landay. Personalizing Routes. In *UIST 2006: Proceedings of the 19th annual ACM symposium on User interface software and technology*, pp. 187–190, 2006.
- [7] Jaewoo Chung and Chris Schmandt. Going My Way : A User-aware Route Planner. In *[CHI2009]Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1899–1902, 2009.
- [8] Abolghasem Sadeghi Niaraki and Kyehyun Kim. Ontology based personalized route planning system using a multi-criteria decision making approach. *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 2, pp. 2250–2259, mar 2009.
- [9] Mordechai Haklay. How good is volunteered geographical information ? A comparative study of OpenStreetMap and Ordnance Survey datasets. *Environment and Planning*, Vol. 37, No. 4, pp. 682–703, 2010.
- [10] Jean-Francois Girres and Guillaume Touya. Quality Assessment of the French OpenStreetMap Dataset. *Transactions in GIS*, Vol. 14, No. 4, pp. 435–459, 2010.
- [11] Kenta Oku, Ryosuke Yamanishi, Kohei Matsumura, and Kyoji Kawagoe. Drive scenery estimation using image features extracted from roadmap and satellite images. In *ISIS2015: Proceedings of the 16th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp. 1575–1589, 2015.
- [12] 片山大輔, 奥健太, 山西良典. 土地被覆図解析に基づく市街地, 田園, 山間道路風景の自動タグ付け. In *DEIM Forum 2017*, pp. P4–2, 2017.