

感情特徴に基づく 景観ルートアウェア楽曲プレイリスト推薦システムの提案

渡辺 海[†] 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: [†]t19m061@mail. ryukoku. ac. jp, ^{††}okukenta@rins. ryukoku. ac. jp

あらまし 本研究では、感情特徴に基づく景観ルートアウェア楽曲プレイリスト推薦システムを提案する。我々はこれまでに景観特徴を表す景観特徴ベクトルを定義し、道路ネットワーク上の道路リンクに対し景観特徴ベクトル化する手法を提案してきた。本研究で提案するシステムは、道路リンクの景観特徴と楽曲を対応付けるものである。ここで、景観特徴と楽曲との対応付けのキーとして感情特徴を用いる。感情特徴はラッセルの感情円環モデルを基にした2次元特徴ベクトルで表される。経路探索手法により計画ルートが与えられたとき、まず計画ルート中の道路リンクを、その景観特徴ベクトルの類似性からクラスタリングしておく。各道路リンクのクラスターの平均的な景観特徴ベクトルを基に感情特徴を算出しておく。一方で、楽曲についても感情特徴を算出しておく。そして、それぞれの感情特徴の類似性から道路リンクと楽曲とを対応付け、それを基に楽曲プレイリストを生成する。生成された楽曲プレイリストについて計画ルート中の景観との適合性について評価する。

キーワード 楽曲推薦, コンテキストアウェア楽曲推薦, 楽曲プレイリスト, 景観特徴

1. はじめに

自動車は単なる移動手段だけでなく、自動車を運転すること自体が娯楽の一つとなっている。中でも、FM ラジオやカーオーディオなどで音楽を聴きながらドライブを楽しむという人々が多い。特に、最近のカーオーディオや iPod などのポータブル音楽プレーヤーでは、大量の楽曲を登録しておくことができ、ドライブ中に自分の好みに合った楽曲を流すことができる。

自分の好みだけでなく、爽快な気分の時にはアップテンポな楽曲、落ち着きたい気分の時にはバラード系の楽曲など、そのときの感情によって聴きたい楽曲も変わる。ドライブ時の感情はドライブ中以外の要因も大きく関わっていることは当然であるが、ドライブ時の景観も感情に影響を与える要因の1つと考えられる。例えば、海沿いを走行しているときには爽やかな楽曲を、田園風景の中を走っているときには落ち着いた楽曲を聴きたくなるものである。このように、ドライブ時の景観に合わせて楽曲を変えたいという要求がある。

ユーザのそのときのコンテキスト（時間や場所、感情、現在の活動状況など）に合わせた楽曲を推薦するシステムとして、コンテキストアウェア楽曲推薦システム [1] がある。例えば、位置情報に合った楽曲を推薦するシステム [2] や日時、交通状況、天気などに合った楽曲を推薦するシステム [3] などがある。

我々は、ドライブ時の景観に適した楽曲を再生する景観アウェアドライブ楽曲推薦システムの研究に取り組んでおり、これまでに景観アウェア楽曲推薦システム [4] を提案してきた。景観アウェア楽曲推薦システムは一種のコンテキストアウェア楽曲推薦システムと位置付けられる。このシステムは、クラウドソーシングにより収集した楽曲-景観関係データに基づき楽曲を景観ベクトルで表現することで、入力された景観にマッチする

楽曲を推薦するものである。しかしながら、先行研究 [4] では、入力として一つの静的な景観画像を想定しており、ドライブ時のルート上の景観を入力としたものではない。

本研究では、ドライブ時のルート上の景観を考慮に入れた楽曲推薦システムを提案する。入力として出発地と目的地が与えられたとき、まずその間を結ぶ計画ルートを生成する。まず、計画ルート上の道路リンク集合を、道路リンクの土地利用種別に基づきクラスタリングする。つづいて、道路リンクのクラスターごとに感情ベクトル化し、同じく感情ベクトル化した楽曲とマッチングさせることで、ルート上の景観に合った楽曲を推薦する。ここで、道路リンクおよび楽曲の感情ベクトルは Russell の円環モデル [5] を基に定義する。

2. 関連研究

2.1 Russell の円環モデル

感情モデルの一つとして Russell の円環モデル [5] がある。Russell の円環モデルは、快適-不快 (pleasure), 覚醒-眠気 (arousal) の2次元で表現される平面上にすべての感情が配置されることを示したモデルである。ある対象について、Russell の円環モデルに基づく感情特徴を与えたい場合は、質問紙調査による方法がある [6]。質問紙調査により、対象について、覚醒-眠気 (A-S), 興奮-陰気 (E-G), 快適-不快 (P-U), 悲惨-休息 (D-R) の4軸に関するスコアを得る。得られた各スコアを基に次式を算出することで、対象の感情特徴を Russell の円環モデル上の座標空間 (x, y) に落とし込むことができる:

$$x = 1.00(P-U) + .707(E-G) - .707(D-R) \quad (1)$$

$$y = 1.00(A-S) + .707(E-G) + .707(D-R) \quad (2)$$

感情モデルとしてはさまざまなものが提案されているが、

Russell の円環モデルはシンプルな構造で表現されており、かつすべての感情について網羅的に適用することができる。このような手頃さから、本研究では Russell の円環モデルを採用する。

2.2 楽曲推薦システム

楽曲推薦システムは、楽曲コンテンツ過多の問題に対し、ユーザの楽曲への嗜好 (ユーザプロファイル) に基づき、ユーザに合った楽曲を見つけることを支援するプログラムである [7]。楽曲推薦システムの例として、Last.fm^(注1) が挙げられる。これはインターネットラジオの 1 つであり、楽曲を流すほかに楽曲推薦システムを用いて楽曲の推薦を行っている。Last.fm では、ユーザがお気に入りとして保存した好きな楽曲に関係した情報に加え、ユーザの聴取履歴に基づいたユーザの楽曲への嗜好を予測することで楽曲推薦を行っている。

2.2.1 コンテキストアウェア楽曲推薦システム

ユーザが楽曲を聴取する際どのような楽曲を選択するのかは、ユーザのそのときのコンテキスト (時間や場所、感情、現在の活動状況など) に影響を受けるという考えがある。これに基づき、ユーザのコンテキストを考慮した楽曲推薦システムが注目されている [1]。

Reddy ら [3] は、モバイル環境上で、現在のコンテキストに合った楽曲プレイリストを生成する楽曲推薦システム Lifetrak を提案している。コンテキストとして、位置情報や日時、交通状況、天気などが含まれる。与えられたコンテキストにおける楽曲への嗜好評価値を推定し、それを基にプレイリストを生成している。Kaminskas ら [2] は、コンテキストの一つである位置情報に着目した楽曲を推薦する問題に取り組んでおり、タグベースおよび知識ベース手法を組み合わせたハイブリッド型の楽曲推薦システムを提案している。Baltrunas ら [8] は、車内で楽曲推薦を行うシステムを提案しており、道路風景や天候などのコンテキスト因子と 10 種類の音楽ジャンルとの関連性について評価値付けの観点から分析している。

ドライブ時の景観を一種のコンテキストと捉えると、本研究はコンテキストアウェア楽曲推薦システムに位置付けられる。同様に道路景観を扱っている Baltrunas ら [8] の研究との違いは、本研究では道路リンクの景観特徴に基づく感情ベクトルおよび楽曲の感情ベクトルの類似性に基づき道路景観に合った楽曲を推薦している点である。

2.2.2 画像に基づく感情アウェア楽曲推薦システム

感情はコンテキストの一つとみなされる。特に、ユーザの楽曲への嗜好は、そのときの感情に強く影響を受けるといえる。例えば、悲しい気分のとときと幸せな気分のとときとでは、聴きたい楽曲は大きく変わってくる。感情アウェア楽曲推薦システムは、ユーザの感情に合った楽曲を推薦する [9]。

感情アウェア楽曲推薦を実現するアプローチについては、さまざまな研究が行われているが、画像と楽曲とを対応付けることで、画像を鑑賞しているときの感情と楽曲を鑑賞しているときの感情とをマッチングさせて、楽曲推薦を行う研究もある。

Songhua ら [10] は、言語モデルを用いて画像と楽曲とを対応

付けるアプローチを提案している。画像に付与されたアノテーションおよび楽曲の歌詞に言語モデルを適用することで、画像と楽曲とを対応付けている。Stupar ら [11] は、映画から抽出したシーン画像とそのときに流れている楽曲を対とした学習データセットを用意し、楽曲と画像との関係を学習させたモデルを構築している。

本研究においても、ドライブ時のある瞬間に与えられる景観を一種の画像として捉えると、画像に基づく楽曲推薦システムにも関連する。我々の先行研究である糸井らの研究 [4] では、ドライブ時の景観を画像として与えとき、それに合った楽曲を推薦するシステムを提案した。本研究では、糸井らの研究 [4] を拡張し、計画ルート上の景観特徴に沿った楽曲を推薦するシステムを提案する。

2.2.3 楽曲プレイリスト推薦システム

プレイリスト推薦を実現するための手法として、ユーザに対して、楽曲の嗜好が類似しているユーザが好む楽曲を推薦する協調フィルタリング、ユーザに対して、ユーザの好みの楽曲と類似した楽曲を推薦する類似度に基づく手法、ユーザの好みの楽曲中にある頻度で現れるパターンに一致する楽曲を推薦する頻出パターンマイニングなどがあげられる [12]。プレイリスト推薦には、あらかじめ目標とするプレイリストの特徴が与えられていることが多く、プレイリスト内の楽曲の同質性を重視するものや、プレイリスト内の楽曲の遷移性を重視するものがある [13]。

同質性を重視した手法では、シード楽曲との類似度が高い楽曲がプレイリストに追加される。ここで楽曲間の類似度は、アーティストやジャンルなどのメタデータ [14], [15], [16] [17] や楽曲の持つ音響特徴 [18] [19] を基に算出される。

この手法に対し、Flexer ら [20] の手法は遷移性を重視した手法となる。任意の楽曲からの開始曲、終了曲、それぞれへの距離を算出し、その距離の比率に応じてプレイリスト内での位置を決定することで、プレイリスト内の楽曲の特徴が滑らかに遷移するような楽曲シーケンスを生成している。池田ら [21] のプレイリスト推薦システムでは、プレイリスト再生中に、直近の二つの楽曲からの音響特徴の遷移性に基づき次の楽曲を推薦する。

これらの楽曲プレイリスト推薦システムが、プレイリスト内の楽曲の同質性や遷移性に着目しているのに対し、本研究では景観という外部のコンテキスト情報を用いて、それとの類似性に基づいたプレイリストを推薦する点で異なる。

3. 定義

本稿において用いる記号を以下のとおり定義する：

$l_i \in L$: 土地利用種別。国土交通省により国土数値情報^(注2)として土地利用細分メッシュデータが公開されている。土地利用細分メッシュデータは、全国の土地利用の状況について、3 次メッシュをさらに細分化した 100m メッシュごとに、利用区分が整備されたものである。土地利用種別は、「田」や「森林」、

(注1) : <http://www.last.fm>

(注2) : <http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-L03-b.html>

「荒地」など、土地の利用区分を表したものであり、メッシュごとに割り当てられている。

$t_k \in T$: 楽曲。

$\mathcal{T} = \langle t_1, t_2, \dots \rangle$: 楽曲プレイリスト。

$G = (V, E)$: 道路ネットワーク。有向重み付きグラフで表現される。

$v_i \in V$: 道路ノード。交差点や道路の終端を表す。

$e_i \in E \subseteq V \times V$: 道路リンク。道路リンク $e_i = (v_j, v_k) \in E$ は、始点ノード v_j から終点ノード v_k へ向かう有向リンクである。

$\mathcal{E} = \langle e_1, e_2, \dots \rangle$: 探索ルートの道路リンク系列。

$\mathcal{C} = \langle c_1, c_2, \dots \rangle$: 探索ルートの景観クラスタ系列。

$c_j = \langle e_{j1}, e_{j2}, \dots \rangle$: 道路リンクの景観クラスタ。

$e(l_i)$: 土地利用種別 l_i の感情ベクトル。

$e(t_k)$: 楽曲 t_k の感情ベクトル。

$s(c_j)$: 景観クラスタ c_j の感情ベクトル。

4. 感情ベクトル化

5. 章で説明する提案システムでは、感情に基づき道路リンクと楽曲とをマッチングする。本章では、まず、土地利用種別および楽曲データの感情ベクトル化について説明する。

4.1 土地利用種別の感情ベクトル化

「田」や「森林」、「荒地」など各土地利用種別 l_i に対し、感情ベクトル $e(l_i)$ を求める。土地利用種別の感情モデルとして、2.1 節で説明した Russell の感情モデルを用いる。

クラウドソーシングにより、ワーカーに土地利用種別ごとに想起される感情を回答してもらう。ワーカーに土地利用種別のイメージを具体的にもたせるために、あらかじめ土地利用種別に対応する画像リストを用意しておく。具体的には、土地利用種別ごとに対応するクエリ（「田」や「森林」、「荒地」など）を作成しておき、Google 画像検索^(注3)により、各クエリに対応する画像リストを検索する。この画像リストを用いて、ワーカーに下記の作業を依頼する：

(1) ワーカーに対象とする土地利用種別に対応する画像リストを提示する。

(2) ワーカーは、提示された画像リストから想起される感情を数値で表す。

何らかの不具合等により画像リストが表示されなかった場合は、「写真が表示されない」を選択する。

ここで感情は下記の4軸に対応したスコアで表される：

A-S 軸 眠気 $\leftarrow -4 -3 -2 -10 +1 +2 +3 +4 \rightarrow$ 覚醒

E-G 軸 陰気 $\leftarrow -4 -3 -2 -10 +1 +2 +3 +4 \rightarrow$ 興奮

P-U 軸 不快 $\leftarrow -4 -3 -2 -10 +1 +2 +3 +4 \rightarrow$ 快適

D-R 軸 休息 $\leftarrow -4 -3 -2 -10 +1 +2 +3 +4 \rightarrow$ 悲惨

なお、1 種別あたりのワーカー数は N 名とする。土地利用種別 l_i について、与えられた4軸の値の平均値（A-S, E-G, P-U, D-R）を算出する。これら4軸の平均値を用いて、式(1)および式(2)より、 x, y の値を算出する。これら x, y の値を要素と



図1 システムのインタフェース。地図画像の出典：国土地理院撮影の電子国土基本図（オルソ画像）^(注4)を Leaflet API^(注5)によりシステム上に提示し、キャプチャしたものを掲載。

した感情ベクトル $e(l_i)$ を作成する。

4.2 楽曲データの感情ベクトル化

4.1 節と同様に、楽曲 $t_j \in T$ に対し、感情ベクトル $e(t_j)$ を求める。ここでも、楽曲の感情モデルとして、Russell の感情モデルを用いる。楽曲 t_j には、楽曲ファイル（MP3 形式、WAV 形式など）が含まれる。事前に全楽曲 T について特定の区間を切り出し、評価用楽曲ファイルとしておく。以下の手順により、クラウドソーシングを用いて楽曲 $t_j \in T$ に感情を付与する：

(1) ワーカーは楽曲 t_j の評価用楽曲ファイルを聴取する。

(2) ワーカーは、聴取した楽曲に相応しいと思う感情を数値で回答する。

何らかの不具合により楽曲が再生されない場合は、「楽曲が再生されない」を選択する。

ここで感情は、4.1 節と同様に、A-S 軸、E-G 軸、P-U 軸、D-R 軸の4軸について、それぞれ $\{-4, -3, -2, -1, 0, +1, +2, +3, +4\}$ のスコアで表される。

なお、楽曲1件あたりのワーカー数は M 名とする。4.1 節と同様に、4軸の平均値を用いて、式(1)および式(2)より、 x, y の値を算出する。これら x, y の値を要素とした感情ベクトル $e(t_j)$ を作成する。

5. システム

本章では、提案システムである景観ルートに合った楽曲プレイリスト推薦システムについて説明する。まず、5.1 節でシステムの概要を説明し、その後、各細部を説明する。

5.1 システム概要

5.1.1 インタフェース

(注4) : <https://maps.gsi.go.jp/development/ichiran.html#ort>

(注5) : <https://leafletjs.com/>

(注3) : <https://images.google.com/>

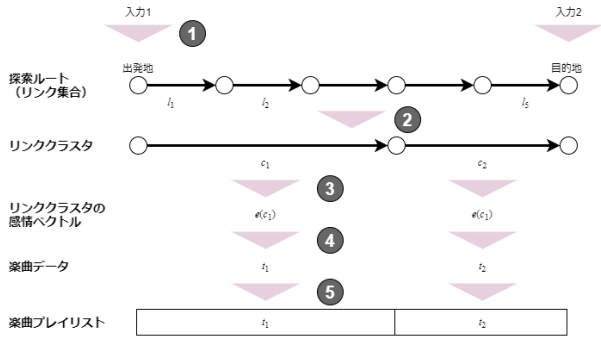


図2 システム構成図

図1はシステムのインターフェースである。インターフェースはマップビューとプレイリストビューで構成される。ユーザはマップビューにおいて地図操作（移動、ズームイン、ズームアウト）を行い任意の場所を探し、ピンをドロップすることで出発地と目的地を指定することができる。出発地と目的地を指定した後、「検索」ボタンを押すと、出発地から目的地までの最短ルートが探索される。その後、そのルートの景観に合った楽曲プレイリストが表示される。プレイリストには再生ボタンと楽曲名が表示され、楽曲名をクリックするとその楽曲のサンプルを聞くことができ、再生ボタンをクリックするとプレイリストが開始される。

5.1.2 システム構成

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

- (1) 出発地と目的地を結ぶ最短ルートを探索する。
- (2) 探索ルートに含まれる道路リンクリストを土地利用種別に基づきクラスタリングする。
- (3) 道路リンククラスタの感情ベクトルを集約する。
- (4) 感情ベクトルに基づき、道路リンククラスタに楽曲を対応付ける。
- (5) 探索された楽曲を結合し、楽曲プレイリストを生成する。

道路リンクのクラスタリングは、ユーザによる入力に依存しないため、オフラインで行うことが可能である。これらをオフラインで行うことでオンライン処理のコストを下げるができる。以下、各項目について詳細に説明する。

5.2 最短ルートの探索

与えられた道路ネットワーク $G = (V, E)$ および出発地と目的地において、出発地と目的地を結ぶ最短ルートを探索する。最短ルート探索には、Dijkstra 法 [22] などの既存の最短ルート探索アルゴリズムを用いる。探索されたルートを道路リンク系列として $\mathcal{E} = \langle e_1, e_2, \dots \rangle$ で表す。

5.3 道路リンク系列のクラスタリング

探索された道路リンク系列 $\mathcal{E} = \langle e_1, e_2, \dots \rangle$ を、各道路リンクの土地利用種別に基づきクラスタリングする。

まず、道路リンク $e_i \in \mathcal{E}$ に対応する土地利用種別 l_i を取得する。道路リンク e_i には、道路リンクの中心の位置情報 $(e_i.x, e_i.y)$ が付与されている。土地利用種別は国土数値情報として公開されている土地利用細分メッシュデータから取得する。土地利用細分メッシュデータは 100m メッシュごとに土地利用種別が割り当てられているため、道路リンクの位置座標 $(e_i.x, e_i.y)$ が含まれるメッシュの土地利用種別を道路リンク e_i の土地利用種別 l_i とする。

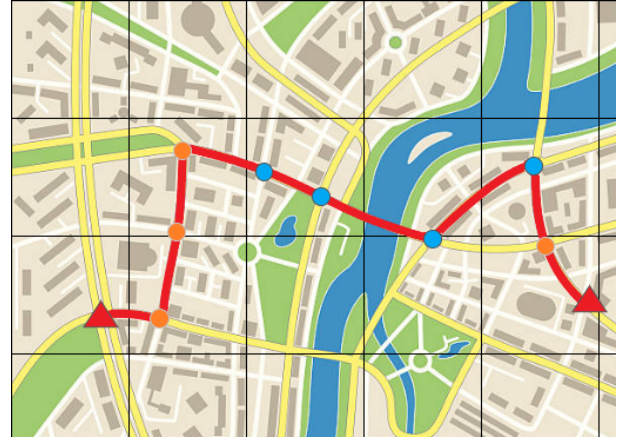


図3 道路リンクのクラスタリング

このとき、隣接する道路リンクの土地利用種別に基づき、道路リンク系列 \mathcal{E} をいくつかのクラスタに分割する。図3にクラスタリングの例を示す。クラスタリングの具体的な手順は下記のとおりである：

- (1) $i \leftarrow 1, j \leftarrow 1$ とする。
- (2) 道路リンク $e_i \in \mathcal{E}$ をクラスタ $c_j \in \mathcal{C}$ に追加する。
- (3) 道路リンク e_i の土地利用種別 l_i と隣接する道路リンク e_{i+1} の土地利用種別 l_{i+1} を比較する。
- (4) $l_i = l_{i+1}$ であるとき、これらを同一のクラスタとみなし、 $i \leftarrow i + 1$ に更新する。 $l_i \neq l_{i+1}$ であるとき、 $i \leftarrow i + 1, j \leftarrow j + 1$ にそれぞれ更新する。
- (5) すべての道路リンクがいずれかのクラスタに割り当てられるまでステップ (2)–(5) を繰り返す。

以上の手順で得られたクラスタ $c_j \in \mathcal{C}$ は土地利用種別が一致する道路リンクの系列として、 $c_j = \langle e_{j1}, e_{j2}, \dots \rangle$ で表される。

5.4 道路リンククラスタの感情ベクトルの集約

道路リンククラスタ $c_j = \langle e_{j1}, e_{j2}, \dots \rangle$ の感情ベクトルを算出する。クラスタ c_j の感情ベクトルは、 c_j に含まれる各道路リンク $e_i \in c_j$ に対応する土地利用種別を参照することで求める。

5.3 節で示したとおり、クラスタ c_j に含まれる各道路リンクは、いずれも同一の土地利用種別に対応する。したがって、クラスタ c_j の土地利用種別は、1 番目—何番目でも良い—の道路リンク e_{j1} の土地利用種別 l_{j1} に等しい。

ゆえに、クラスタ c_j の感情ベクトル $e(c_j)$ は、この土地利用種別 l_{j1} を参照し、 $e(c_j) = e(l_{j1})$ となる。

5.5 道路リンククラスタへの楽曲の対応付け

感情ベクトルに基づき、道路リンククラスタ c_j に楽曲を対応付ける。道路リンククラスタと楽曲の対応付けは、感情空間におけるクラスタ c_j の感情ベクトル $e(c_j)$ と楽曲 t_k の感情ベ

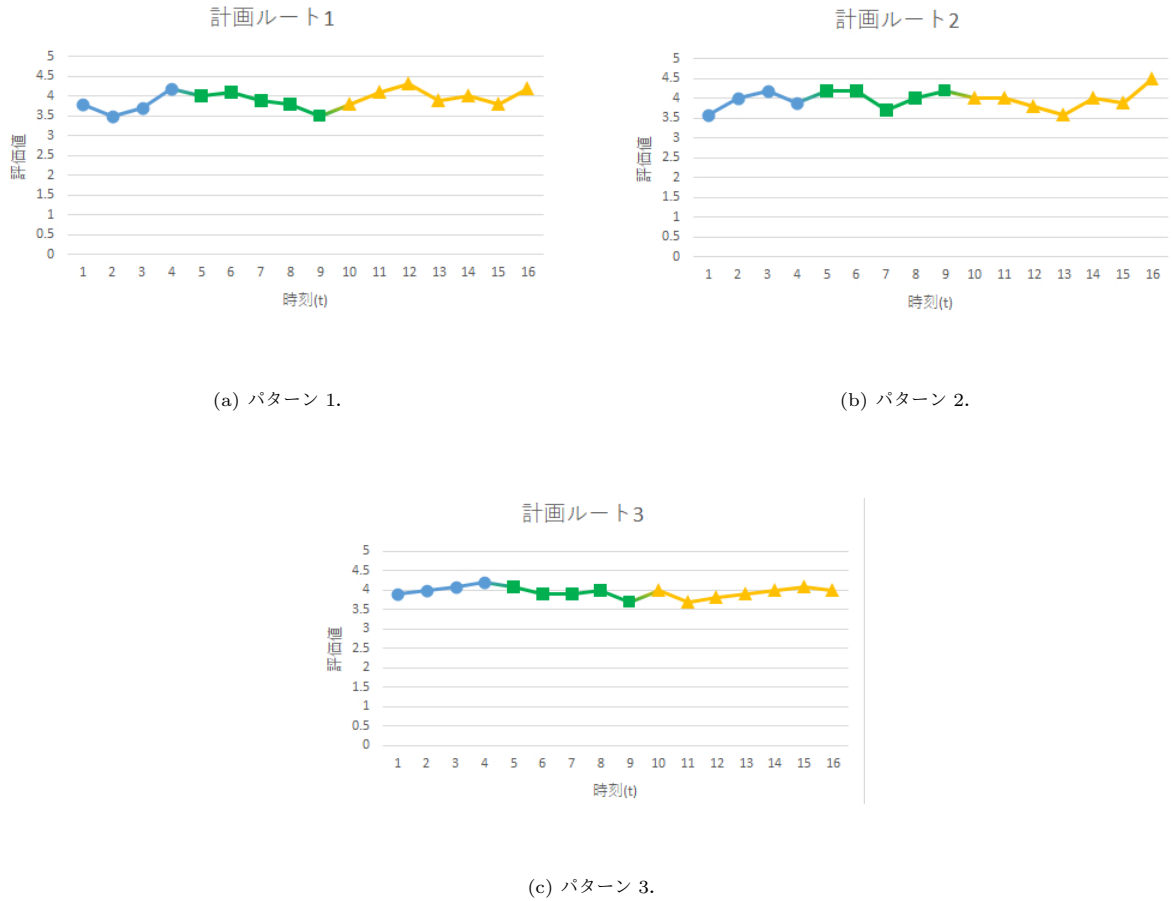


図 4 時刻 t において提示されている景観画像と再生されている楽曲との適合性の時間変化を示す。横軸は時刻 t を示し、縦軸は適合性を示す。線の色分けについて、同一色の線は同一の道路リンククラスに属するというを表す。

トル $e(t_k)$ のユークリッド距離に基づく。感情ベクトル $e(c_j)$ と $e(t_k)$ のユークリッド距離 $d(e(c_j), e(t_k))$ は次式より算出する：

$$d(e(c_j), e(t_k)) = \sqrt{(e(c_j) - e(t_k)) \cdot (e(c_j) - e(t_k))} \quad (3)$$

この距離を、あらかじめすべての土地利用種別集合 L と楽曲集合 T の $L \times T$ の組合せについて算出しておく。そして、 $e(c_j)$ からの距離に応じた確率（距離が近いほど確率が高くなる）を基にクラス c_j に対応する楽曲 t_k を見つける。

5.6 楽曲プレイリストの生成

クラス c_j 内の各クラス c_j に対応する楽曲 t_k をつけた系列 $\langle t_1, t_2, \dots \rangle$ を楽曲プレイリストとする。

6. ユーザ評価

提案システムの有効性を検証するために、ユーザ評価を行った。

6.1 データセット

評価用データセットとして、関西圏の実際の道路ネットワークデータおよび楽曲データを用いた。道路ネットワークデータとして、OpenStreetMap^(注6)の関西圏のデータを利用した。道

路ノード数は 1,340,011 件、道路リンク数は 737,089 件であった。また、楽曲データとして、著作権フリーの楽曲を公開している『DOVA-SYNDROME』^(注7)から楽曲 750 曲をダウンロードした。

土地利用種別および楽曲データについては、4.1 節および 4.2 節で述べたとおり、クラウドソーシングにより感情を付与した。楽曲については、評価用ファイルとして、楽曲長の中心から前後 30 秒間とした区間を用いた。ダウンロードした楽曲 750 曲のうち区間の切出しに成功した 706 曲を対象とした。この 706 曲に対し、感情を付与した。土地利用種別については、1 種別あたりのワーク数を $N = 20$ とした。楽曲についても、1 楽曲あたりのワーク数を $M = 20$ とした。

6.2 評価方法

出発地と目的地を結ぶ最短ルートを計画ルートとし、そのルート上の景観と楽曲との適合性を評価する。評価のためのルート上の景観画像は、Google Street View Image API^(注8)により取得する。取得した景観画像とそのときに再生される楽曲

(注7) : <https://dova-s.jp/>

(注8) : <https://developers.google.com/maps/documentation/streetview/intro>

(注6) : <https://www.openstreetmap.org/>

との適合性について評価する．具体的な評価手順は以下のとおりである：

- (1) 道路ネットワーク上で出発地と目的地を設定する．
- (2) 出発地と目的地を結ぶ最短ルートを探査し，それを計画ルートとする．
- (3) Google Street View Image API により，計画ルート上の景観画像の系列を取得する．
- (4) 提案システムにより計画ルート上の道路リンクをクラスタリングし，クラスタごとに楽曲を対応させたプレイリストを生成する．
- (5) 景観画像の系列と楽曲プレイリストを合わせて，楽曲付きスライドショーを生成する．

本実験では，出発地と目的地の組合せを変えた 3 パターンのスライドショーを生成した．一つのスライドショーにつき 16 枚の景観画像を取得した．被験者にスライドショーを提示し，景観画像ごとに，その時点で再生されている楽曲の適合性を評価してもらう．適合性を評価するために，本実験ではリッカート尺度 {5:非常に合っている, 4:合っている, 3:どちらでもない, 2:合っていない, 1:まったく合っていない} を用いた．なお，本実験に参加した被験者は，大学生 21 名であった．

6.3 結 果

取得されたリッカート尺度を間隔尺度として扱い，図 4(a) から図 4(c) に示す折れ線グラフにプロットした．各図は被験者 21 名による評価値の平均を示している．各図の横軸は時刻 t を示し，縦軸は評価値を示す．すなわち，各図は時刻 t において提示されている景観画像と再生されている楽曲との適合性の時間変化を示している．

ここで，線の色分けについて，同一色の線は同一の道路リンククラスタに属するというを表す．すなわち，パターン 1 においては， $1 \leq t < 5$ の範囲が一つ目のクラスタ， $5 \leq t < 10$ が二つ目のクラスタ， $10 \leq t \leq 16$ が三つ目のクラスタにそれぞれ対応することを表す．同様に，パターン 2 においては， $1 \leq t < 5$ ， $5 \leq t < 10$ ， $10 \leq t \leq 16$ が，パターン 3 においては， $1 \leq t < 5$ ， $5 \leq t < 10$ ， $10 \leq t \leq 16$ が，各クラスタに対応する．

図 4(a) から図 4(c) からわかるとおり，道路リンククラスタの遷移を伴っても高い評価であることがわかる．なお，各スライドに対する楽曲の適合性の平均は 3.91 であった．

7. おわりに

本研究では，感情特徴に基づく景観ルートアウェア楽曲プレイリスト推薦システムを提案した．ユーザ評価において，道路リンククラスタの遷移を伴っても高い評価であった．これは，ドライブ時の景観の遷り変りに合わせた楽曲を選曲できていることを表す．今後の課題として，道路リンククラスタの距離に合わせた楽曲の長さの変更，道路リンククラスタの遷移に合わせた曲の再生が挙げられる．

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 19K12567 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] Marius Kaminskas and Francesco Ricci. Contextual music information retrieval and recommendation: State of the art and challenges. *Computer Science Review*, Vol. 6, No. 2-3, pp. 89–119, 5 2012.
- [2] Marius Kaminskas, Francesco Ricci, and Markus Schedl. Location-aware music recommendation using auto-tagging and hybrid matching. In *[RecSys2013]Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems*, pp. 17–24. ACM Press, 2013.
- [3] S. Reddy and Jeff Mascia. Lifetrak : Music In Tune With Your Life Categories and Subject Descriptors. In *Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Human-centered Multimedia*, pp. 25–34, 2006.
- [4] 糸井勇貴, 奥健太, 山西良典. 楽曲の風景特徴化に基づく風景アウェア楽曲推薦システム. In *DEIM Forum 2017*, pp. 8–3, 2017.
- [5] James A. Russell. A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 39, No. 6, pp. 1161–1178, 1980.
- [6] James A. Russell and Geraldine Pratt. A description of the affective quality attributed to environments. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 38, No. 2, pp. 311–322, 1980.
- [7] F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, and P. B. Kantor. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011.
- [8] Linas Baltrunas, Marius Kaminskas, Bernd Ludwig, Omar Moling, Francesco Ricci, and Aykan Aydin. InCarMusic : Context-Aware Music Recommendations in a Car. In *Proceedings of the 12th International Conference on Electronic Commerce and Web Technologies*, pp. 89–100, 2011.
- [9] Yong Zheng, Bamshad Mobasher, and Robin D Burke. The role of emotions in context-aware recommendation. In *RecSys Decision 2013: Proceedings of the RecSys 2013 Workshop on Human Decision Making in Recommender Systems*, pp. 21–28, 2013.
- [10] Songhua Xu, Tao Jin, and Francis C. M. Lau. Automatic Generation of Music Slide Show using Personal Photos. In *Proceeding of the tenth IEEE International Symposium on Multimedia*, pp. 214–219, 2008.
- [11] Aleksandar Stupar and Sebastian Michel. PICASSO To Sing you must Close Your Eyes and Draw. In *[SIGIR2011]Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information*, pp. 715–724, 2011.
- [12] Geoffray Bonnin and Dietmar Jannach. Automated Generation of Music Playlists: Survey and Experiments. *[ACM]ACM Computing Surveys*, Vol. 47, No. 2, pp. 1–35, 11 2014.
- [13] Dietmar Jannach, Lukas Lerche, and Michael Jugovac. Adaptation and Evaluation of Recommendations for Short-term Shopping Goals. In *[RecSys2015]Proceedings of the 9th ACM conference on Recommender systems*, pp. 211–218, New York, New York, USA, 2015. ACM Press.
- [14] Malcolm Slaney. Similarity Based on Rating Data. In *[ISMIR2007]Proceedings of the 8th International Conference on Music Information Retrieval*, 2007.
- [15] Steffen Pauws, Wim Verhaegh, and Mark P. H. Vossen. Fast Generation of Optimal Music Playlists Using Local Search. In *[ISMIR2006]Proceedings of the 7th International Conference on Music Information Retrieval*, pp. 138–143, 2006.
- [16] John C. Platt, Christopher J. C. Burges, Steven Swenson, Christopher Weare, and Alice Zheng. Learning a Gaussian process prior for automatically generating music playlists. In *Advances in Neural Information Processing Systems 14*, p. 14251432, 2001.

- [17] R. Ragno, C. J. C. Burges, and C. Herley. Inferring similarity between music objects with application to playlist generation. In *Proceedings of the 7th ACM international workshop on Multimedia information retrieval*, pp. 73–80, 2005.
- [18] Beth Logan. Music Recommendation From Song Sets. In *[ISMIR2004]Proceedings of the 5th International Conference on Music Information Retrieval*, pp. 425–428, 2004.
- [19] Elias Pampalk, Tim Pohle, and Gerhard Widmer. Dynamic Playlist Generation Based On Skipping Behavior. In *[ISMIR2005]Proceedings of the 6th International Conference on Music Information Retrieval*, pp. 634–637, 2005.
- [20] Arthur Flexer, Dominik Schnitzer, Martin Gasser, and Gerhard Widmer. Playlist Generation Using Start and End Songs. In *Ninth International Conference on Music Information Retrieval*, pp. 2–7, 2008.
- [21] 池田翔武, 奥健太, 川越恭二. 楽曲遷移の滑らかさを考慮したプレイリスト推薦. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 9, No. 4, pp. 1–5, 2016.
- [22] Edsger Wybe Dijkstra. A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numerische Mathematik*, Vol. 1, pp. 269–271, 1959.