

没入型3Dメタバース情報空間による観光支援システム

Exploring Immersive 3D Information Metaverse for Planning Sightseeing Tours

岩渕 聡¹ 熊野 雅仁^{2*} 亀井 貴行¹ 小野 景子² 木村 昌弘²
Satoshi Iwabuchi¹ Masahito Kumano² Takayuki Kamei¹
Keiko Ono² Masahiro Kimura²

¹ 龍谷大学大学院理工学研究科電子情報学専攻

¹ Division of Electronics and Informatics, Graduate School of Science and Technology, Ryukoku University

² 龍谷大学 理工学部 電子情報学科

² Department of Electronics and Informatics, Faculty of Science and Technology, Ryukoku University

Abstract:

Recently, considerable attention has been devoted to planning sightseeing-tours by using a large number of geotagged photographs and restaurant reviews in Social Media. We have developed such a sightseeing-tour planning system that 1) extracts hot photo-spots from a set of geotagged photographs with timestamps, 2) classifies and embeds them in a 3D information space on the basis of image similarity of photographs, 3) visualizes restaurant reviews in the 3D information space, and 4) provides an immersive interaction environment in which a user explores the 3D information space in order to find his/her favorite hot photo-spots and plans his/her own sightseeing tour. Using real data from “Flickr” and “Tabelog”, we examined the effectiveness of the sightseeing-tour planning system.

1 はじめに

これまで、観光産業が、地球規模の観光はもちろん国内の地域観光においても、独自の調査と専門的な知識に基づいて、観光案内情報を提供してきたが、Web空間に電子化された観光情報が溢れるに従い、自ら情報を収集し、観光旅行計画を立てるユーザが増えつつある。ただし、Web空間に蓄積された情報は極めて膨大であるため、ユーザとその要求を満たす対象とを引き合わせる方法として、検索システムが普及し、ユーザが自ら能動的に情報を探す習慣を浸透させつつある。

検索システムは、異なるユーザが情報を要求する際、同じクエリを用いると、基本的に同じ検索結果を提示する。このとき、検索システムに求められる資質は、同じクエリを用いる多数のユーザをできるだけ満足に導くことであり、主に多くの人に人気のある情報や、普及している情報がその満足に貢献してきた。そして、検索システムの普及以前と比べ、思いがけない対象との

偶然の出会い (Serendipity)¹ の機会が増えたとされる。そこで、検索システムの発展は、ユーザと検索対象との多様な結び付けを高めることが期待される。しかし、その期待に反して、社会学の研究から、検索システムが人気増幅器として働き、むしろ多様性を損なわせるとする一例が報告された [Evans 08]。観光の場合、人気スポットはさらに人気を増すが、その反面、例えば観光地の新しいスポットと潜在的に嗜好の合うユーザが引き合わされないことで、新しいスポットが日の目を見ぬまま消え去るなど、検索システムが、観光地の多様な発展を阻害する方向に働く可能性が考えられる。

一方、Social Mediaの繁栄が多様な引き合わせの促進に貢献し始めている。例えば、人気スポットを訪れた観光客が、その移動中、偶然に興味を引いた対象を見つけ、Twitter や Facebook などに情報を投稿し、同じ嗜好を持つ人々に伝搬すれば、やがて人気スポット

¹Serendipity は、目的のものを探す過程で偶然意外なものに遭遇し、当初の目的のものは手に入らなかったが、幸福を得たという、童話を語源とする偶然の幸運を意味する語である。研究領域においても、幸運な発見を意味し、インターネット時代には、検索により、ユーザが予期しない、新たなデータと出会う機会が増えたことから注目された。推薦システムにおいては、目新しさに、思いがけなさ、予見のできなさ、または意外性の要素が加わった概念である。

*連絡先： 龍谷大学
滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5
E-mail: {kumano,kono,kimura}@rins.ryukoku.ac.jp

として成長する可能性がある。このとき、この観光客は実世界の情報を捉える点で Social Sensor と見なせ、Web 空間に情報を発信する点で Social Media の一部とも見なせる。ただし、もし Social Media を通じて投稿されたスポット情報が、うまく伝搬せず、観光業界が注目するスポットとも一致しないなら、より多様なスポット情報が Web 空間内に埋没していることになる。また、Social Media に基づくスポット情報は、多様な嗜好が内在すると考えられ、多数派だけでなく少数派も含まれると思われるが、多様な嗜好は、いくつ存在するか不明である。そこで、いかに多様な嗜好を抽出し、潜在的に嗜好が合致するユーザといかに引き合わせ、Serendipity を助長するかが問題となる。

ユーザと多様な情報を引き合わせる方法として、推薦システムがある [神島 07, 神島 08a, 神島 08b]。推薦システムは、主に、協調フィルタリングと内容に基づくフィルタリングとに分けられる。協調フィルタリングは、メリットとして、他人の知識をうまく利用し、Serendipity を助長することが知られている。しかし、新規ユーザの加入、新規アイテムの追加に関してまだ多くの情報が得られていない場合、推薦の精度が落ちる、いわゆる cold-start 問題があり、その場合、意外性のある推薦ができて、適切な推薦が行えないデメリットがある。一方、内容に基づくフィルタリングは、あらかじめ僅かな嗜好情報が得られれば、メリットとして、推定に基づき cold-start 状態や少数派の嗜好を持つ場合でも比較的良好な推薦が可能である。しかし、嗜好の学習が進むほど、ユーザの過去の情報に引きずられ、予見できる範囲の推薦になりがちとなり、Serendipity の機会も減りがちとなるデメリットが指摘されている。

ここで、ユーザが、まだ訪れたことのない見知らぬ地域に向けて観光計画を行う場合を考える。ユーザにより、人気スポットを求める人もいれば、人ごみを避けて穴場を探す人や、意外なものとの出会いを求める人もいると考えられる。このとき、ユーザは、現地の何に惹かれるか事前にはわからず、何をキーワードとして検索システムを利用すればよいかわからない場合や、要求をうまく言語化できない場合もある。また、意外なものに出会いたいユーザが、自分の過去の嗜好ではなく、新たな嗜好に沿うものを見つけない場合、過去の情報を与えても、適切な推薦が得られないと思われる。本研究では、多様な嗜好を持つユーザと多様な観光先を結びつける点で、以下の指針に着目している。

1. 情報要求が極めて曖昧な状態から始められる
2. キーワードを初めから入力する必要がない
3. あらかじめユーザの嗜好情報を与えなくてもよい
4. cold-start でもよい
5. 幸運な出会い (Serendipity) を助長する
6. 多数派・少数派の区別なく多様な嗜好を考慮する

7. ユーザの母国語は問わない

検索・推薦システムの技術も取り入れつつ、それらの弱点を補い、以上の指針を実現するために、本研究では、Social Media の情報が可視化された空間に没入し、空間を探索して、ユーザの嗜好と合う対象を探しに行く行動を支援するアプローチに着目する。また、探索だけでなく、可視化されたデータ群を対話的に操作、再可視化したり、情報空間と 2 次元地図空間を往来する、探索・データ操作・空間往来型インタラクションの反復により情報を発掘する手法にも着目する。この方法により、ユーザは、キーワードの入力や嗜好情報などをあらかじめ用意する必要はなく、cold-start でもよく、情報要求が極めて曖昧な状態で可視化された情報空間を探索する中で、幸運な対象、多様な対象と出会う可能性が期待される。また、本研究では、可視化される主な情報に写真を用いるため、言語に依存しない。

20 世紀末から計算機技術を用いて複雑ネットワークを可視化する研究 [三末 09] が進み、近年、3 次元情報可視化空間に没入し、視覚的な方法でデータマイニングを行う 3DVDM [Nagel 08] が注目されている。また、Mirror World としての Google Earth 上で時空間データを解析・探索する研究 [Kisilevich 10a] や、観光に関連して、魅力的な場所を視覚的に探索する研究 [Kisilevich 10b] も行われている。この動向は、近年、Augmented Reality、Lifelogging、Mirror Worlds、Virtual Worlds を包含するインターネットを背景とした Metaverse を実現する、次世代 3DWeb [Smart 07] の構想で統合的に組み込まれるものと思われる。本研究は、Social Media の情報を背景とする複雑ネットワークが可視化された Virtual Worlds の一種と見なせる 3D 情報空間への没入と、Mirror Worlds の一種として見なした Google Map とを往来して観光旅行計画を練る Metaverse のプロトタイプ構築を試み、観光旅行計画を支援することで、観光の活性化を促進する観光支援システムの構築を行う。

そこで、2 章では観光支援システムの着眼点と要素技術を説明し、3 章で提案システムを示し、4 章で Social Media Data を用いた実験を行い、5 章でまとめる。

2 観光支援システム

2.1 Social Media に基づく観光スポット情報

近年、観光業界の情報だけでなく、Social Media の情報を捉えることで、さらなる多様な情報獲得が期待できる新しいアプローチとして、Flickr² など写真共有サイトの Geo-tag 付き写真群を用いる研究 [Crandall 09] が脚光を浴びている。写真は、撮影者の心をつかむ対象に遭遇したとき撮影されることが多いことから、写真

²<http://www.flickr.com/>

が単なる記録ではなく、撮影者の何らかの嗜好に基づく意見を内在化させていると考えることができる。つまり、大量の写真群は、意見の集合と見なすことができ、写真の画像から得られる情報や、付随するメタ情報をうまく集約すれば、集合知 [Surowiecki 04] としての、新しい観光スポット情報が得られる可能性がある。

Crandall らは、大量の Geo-tag 付き写真と、写真の画像特徴を用いて空間的なクラスタリングを行い、多くの人が訪れる人気スポットや、ランドマークのある主要地域を示した [Crandall 09]。この研究は、魅力的な地域を探す研究 [Kisilevich 10c] や、写真に付与されたタグ情報も利用することで、地域ごとの地理的トピックを抽出し、地域間を比較して地域の文化的特徴を発見する研究 [Yin 11]、観光マップを作成する研究 [王 11] にも波及している。また、Geo-tag 情報だけでなく、撮影時間というメタ情報を用いることで、旅行する人々の写真撮影行動から旅行行動をマイニングする研究 [Arase 10] や、旅行の計画を支援する研究 [Yin 10]、旅行計画の経路を生成する研究 [Lu 10]、さらに、旬の期間がある格別な地域と期間とのペアをホット撮影スポットと呼んで時空間を抽出する研究 [熊野 12] にも波及している。

これらの Social Media に基づく訪問先に関する情報は、実際に人々が訪れた場所であり、写真を撮影したり、コメントを記載したり、Social Media に投稿するという労力を惜まず、他の人々に見てもらいたい情報である傾向が強いものと考えられるため、Social Sensor が、推薦に値する対象を抽出する Social Filter としても働くことが期待される。また、それらのデータをうまく集約して得られるスポットは、観光業界が伝えるスポットとは異なる多様な場所も含まれていることも期待される。本研究では、熊野らが抽出したホット撮影スポットを対象として、撮影者たちの嗜好に基づいた可視化を行い、3D 情報空間に没入し、探検し、インタラククションを行うことで、嗜好に合致する観光スポットに引き合わせる、観光旅行計画支援法を提案する。

2.2 ホット撮影スポット抽出

正の整数 T に対して、 T 日の期間 $[1, T]$ 内に撮影された写真データ全体の集合を、

$$\mathcal{D}_T = \{d_n; n = 1, \dots, N\}$$

とする。ここに、各写真データ d_n には、Geo-tag 情報 x_n 、時間情報 t_n が付随しており、そのことを明記するために、

$$d_n = (x_n, t_n), \quad (n = 1, \dots, N)$$

と記述する。ただし、 $x_n = (x_{n,1}, x_{n,2})$ であり、 $x_{n,1}$ と $x_{n,2}$ はそれぞれ写真 d_n が撮影された緯度と経度、 t_n は d_n が撮影された日、 N は写真データの総数である。

緯度と経度の情報を用いれば、地球表面上の点は 2 次元 Euclid 空間 $\mathbf{R}^2$ 内の領域

$$\Omega = [-\pi/2, \pi/2] \times [-\pi, \pi] \quad (\subset \mathbf{R}^2)$$

上の点と同一視される。写真データ集合 $\mathcal{D}_T$ から、多くの写真が撮影される人気撮影スポットが近接して存在する地域 $R_m (\subset \Omega)$, ($m = 1, \dots, M$) を抽出し、その地域において格別の期間 $I_m = [T_{m,0}, T_{m,1}]$, ($m = 1, \dots, M$)、すなわち、他の地域と比較して顕著に人々がその地域で写真を撮影している期間を検出する。各 R_m を主要撮影地域、 I_m を R_m のホット撮影期間と呼ぶ。ここに、 M は抽出した主要撮影地域の総数であり、 R_m は半径 h_0 のある円板近傍に含まれる Ω 内の領域、 $1 \leq T_{m,0} < T_{m,1} \leq T$, ($m = 1, \dots, M$) である。ただし、 $h_0 (> 0)$ は、主要撮影地域のサイズを規定するパラメータである。ここで、 R_m と I_m のペア (R_m, I_m) をホット撮影スポットと呼び、与えられた T 日間の写真データ集合 $\mathcal{D}_T$ からホット撮影スポット群 $\{(R_m, I_m); m = 1, \dots, M\}$ を抽出する。

また、($m = 1, \dots, M$) に対し、地域 R_m 内で期間 I_m に撮影された写真群、つまり、 D_m に属する写真をホット撮影スポット m のホットスポット写真と呼ぶ。

$$D_m = \{d_n = (x_n, t_n) \in \mathcal{D}_T; x_n \in R_m, t_n \in I_m\},$$

ホット撮影スポットの抽出においては、 $\mathcal{D}_T$ に属する各写真の撮影場所 x_n , ($n = 1, \dots, N$) を初期値として mean-shift 法 [Comaniciu 02] を適用し、 $\{R_1, \dots, R_M\}$ を主要撮影地域として出力する。次に、抽出された各主要撮影地域 R_m に対して、そのホット撮影期間 $I_m = [T_{m,0}, T_{m,1}]$ を検出する。任意の $m \in \{1, \dots, M\}$ に対して、 $q_m(t)$ を R_m 内で第 t 日に撮影された写真の数とし、各 $q_m(t)$ が

$$q_m(t) = q_m^*(t) + q_0(t) \quad (1)$$

のように分解されるとモデル化する。ここに、 $q_0(t)$ は m に依存しない正整数で、地域によらず一般的に第 t 日に撮影される写真数を表す確率変数である。また、 $q_m^*(t)$ は、地域 R_m に特徴的な撮影動向を表すもので、通常の日には m によって異なる正定数値 $w_{m,0}$ をとり、ホット撮影期間 I_m において $w_{m,0}$ より大きい正定数値をとる階段関数である。任意の主要撮影地域に対して、そのホット撮影期間の候補全体は $\mathcal{J} = \{J = [T_0, T_1]; T_0, T_1 \in \mathbf{Z}, 1 \leq T_0 < T_1 \leq T\}$ であり、それらを、

$$\mathcal{J} = \{J_i; i = 1, \dots, T(T-1)/2\}$$

と番号づけする。ここで、各 R_m におけるホット撮影期間 (すなわち、他の地域と比較して顕著に多数の写真が撮影された期間) を効率的に検出するために、撮影された写真の数に関して、地域 R_m , ($m = 1, \dots, M$) と期間 J_i , ($i = 1, \dots, T(T-1)/2$) の独立性を検定する。具

体的には、まず Fisher 直接確率検定に従って、 R_m と独立性が低い (すなわち、Fisher 直接確率の値が小さい) 期間を候補 $\mathcal{J}$ から探索する [熊野 12]。

本研究では、ホット撮影スポットのホットスポット写真群 D_m を Social Media から得られるデータとして、ホット撮影スポット (観光スポット) に潜在する集合的嗜好を抽出し、クラスタリングする手法を与える。

2.3 潜在的な多重トピックモデルに基づくホット撮影スポットのクラスタリング

近年、画像認識分野において、画像から Visual Word を抽出し、画像を Bag-of-Visual Words による特徴ベクトルで表現する手法が注目されている。つまり、ホットスポット写真群 D_m の写真は、Visual Words で表現された文書と見なすことができる。ただし、撮影者個人が複数の嗜好を持つ場合があり、一つの写真に異なる嗜好が同時、つまり多重に混在して反映される場合が考えられるため、写真に潜在する多重嗜好を表現することが望まれる。また、ある撮影者の多重嗜好は、写真ごとに異なる場合があり、多重嗜好が類似する写真群を大分類できれば、多様な嗜好をカテゴリー化することができる。しかし、多重嗜好の場合、嗜好の成分数は未知数であり、写真群を嗜好に基づいて大分類する場合でも、その分類数は一般的に未知である。本節では、文書 (写真) に潜在する多重トピック (多重嗜好) を推定する潜在的な多重トピックモデルとして、多重トピックの成分数を自動決定できる HDP-LDA に着目し、写真群を大分類する際、クラスタ数を自動決定できる Newman クラスタリングについて説明する。

2.3.1 Visual Words

画像から Visual Words(Keypoints) を抽出する手法では、典型的に SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 特徴が用いられている [Csurka 04]。しかし、本研究では、大量の写真を扱うことから、SIFT 特徴より計算速度が速くなる SURF (Speeded-Up Robust Features)[Bay 08] 特徴を用いる。個々の Visual Word vw は、写真群 $\mathcal{D}_T$ の各写真 d_n から抽出されたすべての SURF 特徴を用いて、あらかじめ与えるクラスタ分割数 K に基づいて K-means[Hartigan 79] クラスタリングを行った結果、得られた各クラスタのセントロイドに対応する。これにより、各写真 d_n 内にある個々の SURF 特徴は K 個存在する Visual Word のいずれかに割り当てられるため、各写真は、 $d'_n = \{vw_{n,1}, \dots, vw_{n,W_n}\}$ のように、 d'_n ごとに異なる Visual Word 数 W_n を持つ Bag-of-Visual Words で表現された文書 d'_n と見なせる。ここで、 d'_n の集合を以下のように定義する。

$$\mathcal{D}'_T = \{d'_n; n = 1, \dots, N\}$$

2.3.2 HDP-LDA

潜在的な多重トピック (多重嗜好) の成分 (トピック) が未知数の教師なしデータ群 $\mathcal{D}'_T$ から、パラメータ学習により未知数を自動的に決定できる潜在多重トピックモデルとして HDP-LDA (Hierarchical Dirichlet Process - Latent Dirichlet Allocation) を用いた文書 (写真) 生成モデルについて考える。ここで、棒折り (Stick-breaking) 過程 [Teh 06] により HDP-LDA の説明を行う。

最初に、 $\beta = (\beta_f)_{f=1}^\infty$ は、ディリクレ過程に基づいて "Griffiths, Engen and McCloskey" (GEM) 分布より生成される。

$$\beta | \gamma \sim \text{GEM}(\gamma),$$

これは、言い換えれば、 $f = 1, 2, 3, \dots$ について、

$$\beta'_f | \gamma \sim \text{Beta}(1, \gamma), \quad \beta_f = \beta'_f \prod_{\ell=1}^{f-1} (1 - \beta'_\ell)$$

と言える。ここで、 $\text{Beta}(1, \gamma)$ は、形状パラメータ 1 と γ によるベータ分布に従う。次に、ランダム測度 G_0 は、次のように定義される。

$$G_0 = \sum_{f=1}^{\infty} \beta_f \delta_{\phi_f},$$

ここで、 $\Phi = (\phi_f)_{f=1}^\infty$ は、 $(J-1)$ -次元の単体であり、ディリクレ分布 H から生成されるが、これは多項分布の共役事前分布

$$\phi_k | H \sim H \quad \text{for } f = 1, 2, 3, \dots$$

である。ここに、 δ_ϕ は、位置 ϕ におけるアトムであり、 β_f は、 ϕ に集中する確率測度である。ここで、各 G_0 は、基底測度 H と集中度パラメータ γ に基づいてディリクレ過程 $\text{DP}(\gamma, H)$ に従って生成されることに注意しておく。

次に、すべての $n \in N$ 、に対して、ランダム測度 G_n は、次のように定義される。

$$G_n = \sum_{f=1}^{\infty} \pi_{n,f} \delta_{\phi_f},$$

ここで、 $\pi_v = (\pi_{n,f})_{f=1}^\infty$ は、 $f = 1, 2, 3, \dots$ に対して、以下のように生成される。

$$\pi'_{n,f} | \alpha_0, \beta \sim \text{Beta} \left(\alpha_0 \beta_f, \alpha_0 \left(1 - \sum_{\ell=1}^f \beta_\ell \right) \right),$$

$$\pi_{n,f} = \pi'_f \prod_{\ell=1}^{f-1} (1 - \pi'_\ell)$$

ここで、各 G_n は、基底測度 G_0 と集中度パラメータ α_0 を伴うディリクレ過程 $DP(\alpha_0, G_0)$ に従って生成されることに注意しておく。これにより、HDP-LDA は、個々の文書 d'_n に対応した多重トピックを表現する離散的確率分布 G_n , ($n = 1, \dots, N$) を出力する。

2.3.3 JS Divergence に基づくネットワーク構築

G_n に基づいて、種類が未知数のホット撮影スポット大分類手法を考える。本研究では、インタラクティブに可視化および再可視化を行う上で、処理の高速性も求められる。そこで、大規模なデータに対して高速であり、クラスタ数を自動決定できる Newman クラスタリング [Clauset 04] を用いる。このクラスタリング手法は、大規模な複雑ネットワークのグラフに内在するコミュニティ構造を高速に抽出する手法であるため、グラフ表現されたネットワークを構築する必要がある。そこで、ホット撮影スポットをノードとし、ホット撮影スポット内の写真 D_m に基づいて異なるノード間の類似度を求め、その値をリンクの重みとすることで、重み付完全グラフを構築する方法が考えられる。

ここで、多重トピック (嗜好) を反映した各 $d_n \in D_m$ に付随する離散的確率分布 G_n に基づいて類似度を算出する場合、 G_n は単体であるため、一般的に、Kullback-Leibler divergence $D_{KL}(G_p||G_q)$ などの相違度が利用される。しかし、 D_{KL} は対称性を持たないため不便な一面がある。一方、 $D_{KL}(G_p||G_q)$ を用いて、対称性を満たすよう変換できる Jensen-Shannon divergence $D_{JS}(G_p||G_q)$ がある [Nielsen 10] ($\lambda = 1/2$ で対称)。

$$D_{JS}(G_p||G_q) = \lambda D_{KL}(G_q||\lambda G_q + (1-\lambda)G_p) + (1-\lambda) D_{KL}(G_p||\lambda G_q + (1-\lambda)G_p)$$

この D_{JS} を用いることで、本研究では、離散確率分布どうしの類似度 S を以下のように定める。

$$S(G_p||G_q) = 1 - D_{JS}(G_p||G_q)$$

ホット撮影スポットをノードとしたネットワーク $G = (V, E)$ を構築する上で、二つの異なるホット撮影スポット a と b 間の類似度を求めるため、本研究では、ホットスポット写真 D_a の $\{d'_{a,1}, \dots, d'_{a,N_a}\}$ 対 D_b の $\{d'_{b,1}, \dots, d'_{b,N_b}\}$ とのすべてのペアで類似度 S を計算し、その平均値をリンクの重みとした重み付き完全グラフを構築した。ここで、 V はノード (ホット撮影スポット) 集合、 E はノード間のリンク集合を表す。

2.3.4 Newman クラスタリングに基づくスポット分類

Newman クラスタリングでは、グラフ内に潜在的に存在するコミュニティ i 内のリンク密度が高く、コミュ



図 1: 地図上に可視化した Geo-tag 付写真群 $\mathcal{D}_T$.

ニティ間のリンク密度が低い状態を良いクラスタ構造と見なす。クラスタリングの精度を測るモジュール性指標 (modularity) $Q > 0$ を導入し、 Q が 0 になるランダムネットワークに対し、コミュニティ構造の存在を反映した Q を最大にするクラスタ数を自動決定できる。

$$Q = \sum_i (e_{ii} - a_i^2) \quad (2)$$

ここで、 e_{ii} は「コミュニティ i 内のノードと i 内の別のノード間のリンク総和」の「総リンク数」に対する割合を表し、 a_i は「コミュニティ i 内のノードから出ているリンク総和」の「総リンク数」に対する割合である。また、 $\Delta Q_{ij} = 2(e_{ij} - a_i a_j)$ を計算することで、高速化が行われている [Clauset 04]。

本研究では、多重嗜好を背景として、複数のホット撮影スポットを同類としてまとめる、未知数である大分類のカテゴリーを抽出するため、重み付ネットワーク G に Newman クラスタリング [Zhou 10] を適用する。

2.4 没入型 3D メタバース情報空間

2.4.1 情報空間没入型・探検アプローチのコンセプト

本研究の手法により、クラスタリングの結果、ホット撮影スポットに関する多重嗜好を背景とした大分類のカテゴリーが得られる。ここで、外国人が日本への渡航に向けて旅行を計画する事例を考える。Social Media の情報を用いて旅行計画の支援を行うため、本研究では、観光スポットに関連する写真を提示するアプローチを採用するため、日本語のわからない外国人でも、どのような位置にどのような対象があるかを写真を通じて視覚的に探索が可能となる。そこで、大分類を行ったあるカテゴリー内の写真群をユーザに提示する場合、例えば、Google Map 上に Geo-tag 情報を用いて可視化すれば、図 1 のような印象になると考えられる。しかし、この可視化法では支援をしているとは言い難い。

このような問題に対し、これまで、キーワードを与えることで検索システムを利用したり、嗜好情報を提供することで、推薦システムを利用するなど、自動

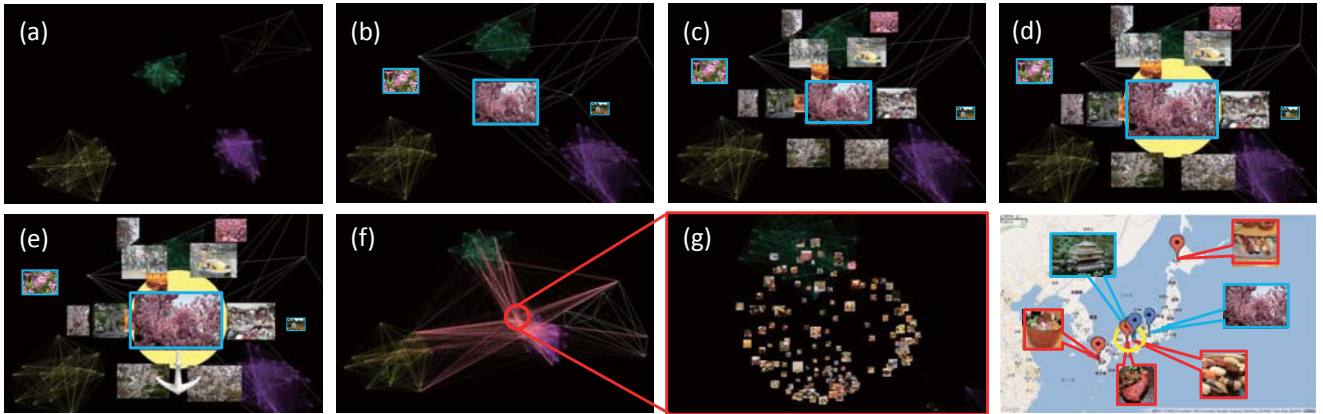


図 2: 3D Metaverse による旅行支援.

フィルタリングを行ってユーザができるだけ楽をする情報提示が行われてきた。しかし、近年、インターネット・ユーザの脳力を衰退させる様々な問題が指摘されており [Carr 10]、他にも、最近の大学生について、例えば「調べる」の意味が「Wikipedia を検索すること」になってしまっており、旧来のように、断片的な情報を方々から集め、情報を整理して自ら考えて理解する行為が失われつつあることを懸念する声さえ聞かれる。

本研究では、Social Media の情報をあらかじめ高度にフィルタリングして提示するのではなく、古来から人が持ち合わせた狩猟・採集能力や視覚的パターン解析能力を刺激しつつ、情報群が可視化された空間にあえて没入し、空間内を探検し、ユーザの嗜好と合う対象を探しに行く行動を支援するアプローチに着目する。

この没入型の探検アプローチは、ユーザがキーワードの入力や嗜好情報などをあらかじめ用意する必要はなく、cold-start でもよく、情報要求が極めて曖昧な状態で可視化された情報空間を探索する中で、かつて冒険や探検により得た幸運な対象、多様な対象と出会う機会を増やし、ユーザの情報探索能力や知識発見能力を刺激するシステムの構築が目指す方向性である。

2.4.2 Social Media に基づく飲食店情報の可視化

ところで、観光スポットを巡る上で、食事も重要な要素である。本研究では訪問先の計画を支援する上で、観光スポットだけでなく、飲食店を加えた異種情報を複合的に扱う問題にも取り組む。飲食店の位置や客が食べた料理の写真情報が投稿される飲食店共有サイトに、食べログ³という Social Media がある。このユーザは、日常のログとして食事内容を写真に撮るだけではなく、それぞれの嗜好に基づいて特別だと思えた料理を撮影する場合も多いと考えられる。また、食べログには、店の評価や食べた料理の評価を登録する機能が

あり、公開されているため、撮影された料理に関する多様な情報をもとに嗜好を分析することができる。

本研究では、食べログの店舗の Geo-tag 情報を付与した写真群（主に料理）を、ホット撮影スポットとの実空間上の距離に応じて近傍に可視化することで、ホット撮影スポットおよび、飲食店情報という複数の異なる情報を同じ空間に可視化する方法についても述べる。

3 提案システム

3D Metaverse 情報空間に没入、探検し、ホット撮影スポットや食べログの写真に出会い、インタラクティブに操作し、情報空間と 2 次元地図空間を往来することで、旅行計画を支援するシステムについて提案する。

3.1 観光旅行計画の支援

図 2 の (a) ~ (h) に示す、実例を用いて説明する。図 2(a) に見える星雲のようなものは、ホット撮影スポットをノードとする、ホット撮影スポットノードの大分類クラスタであり、同クラスタのリンクを同色にしたノード間リンクを 3D 情報空間に可視化した例である。

- (a) 情報空間に没入し、俯瞰より眺め、いずれかの星雲（クラスタ）に向かい、適当に探検する（図 2(a)）。
- (b) 探検中、ホット撮影スポットを象徴する代表写真（図 2(b) 中、青枠）がノードとして見える。
- (c) ホット撮影スポットノードとの距離が近くなると、対応するホット撮影スポット内の写真群が周囲に現れ（図 2(c)）、より詳細な情報が確認できる。
- (d) 好みの一致したノードにさらに近づくともノードの代表写真の背後に黄色の円が現れ、システムが注視状態を認識したことをユーザに伝える（図 2(d)）。
- (e) ユーザが注視対象を訪問先として選択するため、ボタンを押すと、アンカーが現れ、ホット撮影スポットノードが選択状態になったことを示す（図 2(e)）。

このような探検と操作を繰り返すことで、いくつかの訪問先候補にアンカーが着いた状態になる。

³<http://tabelog.com/>

一方、食べログの写真ノードも同時に可視化できるが、食べログノードは、各ホット撮影スポットの実空間上で、1500m 内に存在する飲食店とだけリンクが張られる。ただし、食べログノードは、実空間で複数のホット撮影スポット周辺が重なる位置にある場合、両方のホット撮影スポットノードとリンクが張られる。

図 2(f) は、その食べログノードとホット撮影スポットノードをつなぐリンクを可視化した例である。図 2(f) 中、赤丸の位置は、四つの星雲とリンクでつながっている食べログノード群の存在が暗示される。その部分に近づいた例が図 2(g) である。四つの星雲とリンクでつながった食べログノード集団は、異なる四つの嗜好大分類クラスタに含まれるホット撮影スポットノードとそれぞれ実空間上で近いことが暗示されていると見なせるため、多様で近い複数のホット撮影スポットを観光しつつ、好みの食事にありつける可能性がある。

また、食べログノードも図 2(b)~(e) と同様、アンカーを置くことができる。複数のホット撮影スポットや飲食店にアンカーを置いた状態で、地図空間に遷移した状態が図 2(h) である。例えば、地図空間上では、黄色の円の地域にアンカーを置いたものうち多くが集まっているとユーザが見なせば、訪問先は、この黄色の円内の地域に行くという計画を立てることができる。また、地図空間上の位置関係が悪く、気に入らなければ、また 3D 情報空間に戻り、別の対象を探しに行くことになる。このような複数の空間を往来し、対話的操作を繰り返すことで、提案システムは観光計画を支援する。

3.2 インタラクション機能

ユーザは、Bluetooth に基づく、図 3(a)(b) のようなボタン操作付きハンドル型の無線デバイス (Wii リモコン) を用いて、地面のない宇宙的空間内を自由に移動でき、ボタンを用いて前進、後退が可能となっている。ユーザが操作する様子を示したものが図 3(c) である。

また、ボタン操作により、アンカー設定、全リンク表示・非表示、ホット撮影スポット間のみのリンク表示・非表示、食べログとホット撮影スポット間のリンク表示・非表示、クラスタ内リンクの表示・非表示、食べログノードの表示・非表示などを操作可能とした。

また、大分類クラスタ間のリンクを非表示にすると、ばねモデルによるノード配置処理が各クラスタ内で独立に進行させるよう実装し、ボタン操作で、大分類のクラスタ間を大きく引き離す機能も加えた (図 2(a))。

3.3 クラスタリングにおける類似度の比較法

HDP-LDA の効果を評価するため、各写真 d_n ごとの Visual Words ヒストグラムを得たのち、異なる二つの

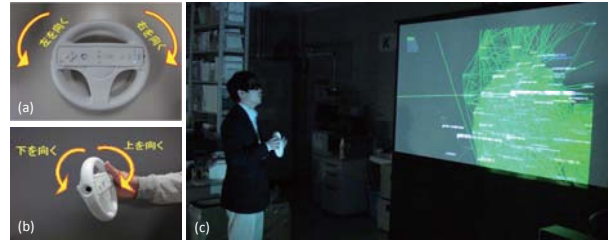


図 3: 無線ハンドル兼ボタン操作インターフェース。

ホット撮影スポットに含まれるホットスポット写真 D_m どちらの写真に総当たりによる $\cos$ 類似度を算出して平均値を算出した。ホット撮影スポットをノードとし、 $\cos$ 類似度の平均値をリンク重みとする完全グラフを構築し、Newman クラスタリングを適用した。

4 Social Media Data を用いた実験

4.1 データセット

本研究では、写真共有サイト Flickr から、2010 年 1 月 1 日から 2010 年 12 月 31 日日本列島が含まれる矩形領域 (緯度:25.8 ~ 45.8, 経度:126.2 ~ 146.8) 内の Geo-tag および撮影時間情報など、EXIF 情報付写真を用いて抽出された、ホット撮影スポット 103 地域に含まれるホットスポット写真 $N=620$ を用いる。また、食べログから、ホット撮影スポット 103 地域の近傍にある 3000 の飲食店を抽出し、4988 枚の Geo-tag 付写真を抽出した。

4.2 実験結果

Visual Words を抽出するため $K=500$ として実験を行った。HDP-LDA を用いて G_n を算出し、類似度 S を用いて完全グラフを構築した。本研究では、この G を対象として、Newman クラスタリングを適用した。

比較法の $\cos$ 類似度に基づく Newman クラスタリングでは、2 つにしかクラスタが分割されなかったが、HDP-LDA を用いた方法では、4 つに分割され、より多くの大分類クラスタが得られた。このネットワーク G を、古典的なばねモデル (KK 法 [Kamada 89]) を用いて情報空間に可視化・レイアウトした。3D 情報空間を探索する実験も行ったが、大量の写真ノードとリンクが表示された環境下で、スムーズに空間内を探索でき、実装した機能はリアルタイムかつ良好に動作した。

5 まとめ

本研究では、Social Media を通じて得た写真というデータ群に潜在する嗜好を反映して、情報空間と地図

空間を往来しながら旅行計画を支援する 3D Metaverse 情報空間の没入型システムを試作した。システム動作は良好であったものの、観光旅行支援の有効性の評価が十分ではないため、今後の課題とする。

ところで、提案法は、検索システムや推薦システムに対峙する手法ではなく、既に指摘した弱点を補い、相互の連携を通じて、統合された Metaverse に基づくシステムを構築することが今後を通じての指針となっている。今後の研究として、ユーザの脳力を衰退させるのではなく、刺激しつつ、提案システムのさらなる発展のため、Social Media のより多くの情報を活用する方法、探検の支援を行う方法、Serendipity の機会をより増やす方法、情報空間への情報の埋め込み法、情報空間の構造化・階層化法の検討や、インタラクションのより効果的な手法を探索する予定である。

参考文献

- [Arase 10] Arase, Y., Xie, X., Hara, T., and Nishio, S.: Mining People's Trips from Large Scale Geo-tagged Photos, in *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedia*, pp. 133–142 (2010)
- [Bay 08] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., and Van Gool, L.: Speeded-Up Robust Features (SURF), *Comput. Vis. Image Underst.*, Vol. 110, No. 3, pp. 346–359 (2008)
- [Carr 10] Carr, N.: *The Shallows, The Shallows: What the Internet Is Doing to Our Brains*, W. W. Norton & Company (2010)
- [Clauset 04] Clauset, A., Newman, M. E. J., and Moore, C.: Finding community structure in very large networks, *Physical Review E*, pp. 1–6 (2004)
- [Comaniciu 02] Comaniciu, D. and Meer, P.: Mean shift: a robust approach toward feature space analysis, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 5, pp. 603–619 (2002)
- [Crandall 09] Crandall, D. J., Backstrom, L., Huttenlocher, D., and Kleinberg, J.: Mapping the world's photos, in *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web*, pp. 761–770 (2009)
- [Csurka 04] Csurka, G., Dance, C. R., Fan, L., Willamowski, J., and Bray, C.: Visual categorization with bags of keypoints, in *In Workshop on Statistical Learning in Computer Vision*, ECCV, pp. 1–22 (2004)
- [Evans 08] Evans, J. A.: Electronic Publication and the Narrowing of Science and Scholarship, *Science*, Vol. 321, No. 5887, pp. 395–399 (2008)
- [Hartigan 79] Hartigan, J. and Wong, M.: Algorithm AS 136: A K-means clustering algorithm, *Applied Statistics*, pp. 100–108 (1979)
- [Kamada 89] Kamada, T. and Kawai, S.: An algorithm for drawing general undirected graphs, *Inf. Process. Lett.*, Vol. 31, No. 1, pp. 7–15 (1989)
- [Kisilevich 10a] Kisilevich, S., Keim, D. A., and Rokach, L.: GEO-SPADE: A generic Google Earth-based framework for analyzing and exploring spatio-temporal data, in *12th International Conference on Enterprise Information Systems*, Vol. 5, pp. 13–20 (2010)
- [Kisilevich 10b] Kisilevich, S., Mansmann, F., Bak, P., Keim, D. A., and Tchaikin, A.: Where Would You Go on Your Next Vacation? - A Framework for Visual Exploration of Attractive Places, in *GeoProcessing 2010*, pp. 21–26 (2010)
- [Kisilevich 10c] Kisilevich, S., Mansmann, F., and Keim, D. A.: P-DBSCAN: A density based clustering algorithm for exploration and analysis of attractive areas using collections of geo-tagged photos, in *1st International Conference on Computing for Geospatial Research & Application* (2010)
- [Lu 10] Lu, X., Wang, C., Yang, J.-M., Pang, Y., and Zhang, L.: Photo2Trip: generating travel routes from geo-tagged photos for trip planning, in *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedia*, pp. 143–152 (2010)
- [Nagel 08] Nagel, H. R., Granum, E., Bovbjerg, S., and Vittrup, M.: Visual Data Mining, in Simoff, S. J., Böhlen, M. H., and Mazeika, A. eds., *Visual Data Mining*, chapter Immersive Visual Data Mining: The 3DVDM Approach, pp. 281–311, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2008)
- [Nielsen 10] Nielsen, F.: A family of statistical symmetric divergences based on Jensen's inequality, *CoRR*, Vol. abs/1009.4004, (2010)
- [Smart 07] Smart, J., Cascio, J., and Paffendorf, J.: Metaverse Roadmap Overview, <http://www.metaverse-roadmap.org/overview/> (last accessed 12.10.06) (2007), Accelerated Studies Foundation, Retrieved 2010-09-23
- [Surowiecki 04] Surowiecki, J.: *The Wisdom of Crowds: Why the Many Are Smarter Than the Few and How Collective Wisdom Shapes Business, Economies, Societies and Nations*, Doubleday (2004)
- [Teh 06] Teh, Y. W., Jordan, M. I., Beal, M. J., and Blei, D. M.: Hierarchical Dirichlet Processes, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 101, pp. 1566–1581 (2006)
- [Yin 10] Yin, H., Lu, X., Wang, C., Yu, N., and Zhang, L.: Photo2Trip: an interactive trip planning system based on geo-tagged photos, in *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedia*, pp. 1579–1582 (2010)
- [Yin 11] Yin, Z., Cao, L., Han, J., Zhai, C., and Huang, T.: Geographical Topic Discovery and Comparison, in *Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web*, pp. 247–256 (2011)
- [Zhou 10] Zhou, T. C., Ma, H., Lyu, M. R., and King, I.: User-Rec: A User Recommendation Framework in Social Tagging Systems, in Fox, M. and Poole, D. eds., *AAAI*, AAAI Press (2010)
- [王 11] 王 佳な, 野田 雅文, 高橋 友和, 出口 大輔, 井手 一郎, 村瀬 洋: Web 上の大量の写真に対する画像分類による観光マップの作成, 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 12, pp. 3588–3592 (2011)
- [熊野 12] 熊野 雅仁, 小関 基徳, 小野 景子, 木村 昌弘: 地理および時間情報をもつ写真データに基づいたホット撮影スポットの抽出, 情報処理学会論文誌, Vol. 5, No. 3, pp. 41–53 (2012)
- [三末 09] 三末 和男: ネットワーク可視化技術 - 大規模ネットワークと動的ネットワークへの挑戦, 電子情報通信学会論文誌, Vol. 92, No. 2, pp. 112–117 (2009)
- [神鷹 07] 神鷹 敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (1), 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 826–837 (2007)
- [神鷹 08a] 神鷹 敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (2), 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 1, pp. 89–103 (2008)
- [神鷹 08b] 神鷹 敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (3), 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 248–263 (2008)