

ミュージアムガイドにおける先読みダウンロードのための 次にアクセスされる展示物の推定

于 津松[†] 莊司 慶行[†] 山本 岳洋^{††} 山本 祐輔^{†††} 神門 典子^{††††,†††††}
大島 裕明^{†††††,††}

[†] 青山学院大学 理工学部 〒252-5258 神奈川県 相模原市 中央区 淵野辺
^{††} 兵庫県立大学 社会情報科学部 〒651-2197 兵庫県 神戸市 西区 学園西町
^{†††} 静岡大学 情報学部 〒432-8011 静岡県 浜松市 中区 城北
^{†††††} 兵庫県立大学大学院 応用情報科学研究科 〒650-0047 兵庫県 神戸市 中央区 港島南町
^{††††} 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都 千代田区 一ツ橋
^{†††††} 総合研究大学院大学 〒101-8430 東京都 千代田区 一ツ橋
E-mail: [†]tyu@sw.it.aoyama.ac.jp, ^{††}shoji@it.aoyama.ac.jp, ^{†††}t.yamamoto@sis.u-hyogo.ac.jp,
^{†††††}tyamamoto@inf.shizuoka.ac.jp, ^{†††††}kando@nii.ac.jp, ^{†††††}ohshima@ai.u-hyogo.ac.jp

あらまし 本研究では、ミュージアムガイドアプリが通信量、使用ストレージ量を考慮してバックグラウンドでコンテンツをダウンロードする仕組みを提案する。博物館や美術館で、従来のオーディオガイドに代わり、スマートフォンなどの個人の持つ端末にガイドアプリをインストールするが増えている。この際、あらかじめすべてのデータをダウンロードすると鑑賞開始までに待ち時間が生じるし、展示物の前に立った際にその場でダウンロードすると鑑賞のテンポが悪くなる。そこで、ミュージアム内におけるガイド端末の操作ログから、次に必要になりそうなコンテンツを推定し、あらかじめバックグラウンドでダウンロードする仕組みを提案した。本研究では、ミュージアムという特殊な環境下で必要性の高いコンテンツを予測するための仮説を複数立て、実際に国立民族学博物館のデータを検索可能なプロトタイプシステムを作成した。ガイドアプリをカタログのように使う被験者実験を通じて、展示物に付与されたタグや遷移確率に基づいて、高精度に先読みダウンロードを行えることを示した。

キーワード ミュージアム体験、アクセス予測、ダウンロード最適化、プリフェッチ

1 はじめに

博物館や美術館で、スマートフォンを片手に調べものしながら鑑賞することは、当たり前のことになりつつある。この時、たとえば、その月の通信容量をもうすぐ使い切ってしまうような状況だったら、どうだろうか。「ギガが尽きる」心配で頭がいっぱいになり、目の前の展示物に集中できなくなってしまうたら、本末転倒である。

インターネットでの調べごとが一般化した現代においても、博物館や美術館といったミュージアムは、依然として重要である。ミュージアムでは、思いもよらない展示物と触れて新しい興味を発掘したり、実物を見ることで体験的に知識を会得したりと、現地ならではの利点が多数存在する。一方で、ミュージアム現地では、現地ならではの欠点として、詳細な解説をその場に展示しづらいという問題がある。例えば展示場所には空間的な制約があり、情報量の十分な解説文を展示したり、ビデオなどのマルチメディアコンテンツをすべての展示物に付随させることが困難である。

このような欠点を補うために、一般的に、ミュージアムガイド端末が用いられている。ミュージアムでは、古典的に、オー

ディオガイドと呼ばれる、トランシーバ型の案内音声を流す端末が主に用いられてきた。これらの端末では、ミュージアム現地で気になった展示物の番号を入力すると、それに関する解説文が読み上げられる。これにより、実際に展示物を鑑賞しながら、詳細情報を聞くことができた。近年では、携帯型ゲーム機に専用のソフトをインストールして貸し出すことで、音声だけではなく、よりリッチなマルチメディア情報を提供するガイド端末も普及していた。例えば、任天堂株式会社は、「じぶんでつくる ニンテンドー DS ガイド」というソフトウェアを博物館や美術館向けに提供している¹。それぞれのミュージアムはこれを使って、ニンテンドー DS を使ったガイド端末を独自に作成し、貸し出すことができた。

携帯型情報端末の進化に伴い、これらの機能がスマートフォン用のアプリケーションとして提供されることが増えてきている。例えば、東京国立博物館では、「トーハクナビ」と呼ばれるスマートフォン用アプリケーションが提供されている²。トーハクナビでは、個人のスマートフォンにナビゲーション用

1: 任天堂公式 Web サイト「社長が訊く『じぶんでつくるニンテンドー DS ガイド』」: <https://www.nintendo.co.jp/ds/interview/kg3j/vol11/index.html>

2: 東京国立博物館「『トーハクナビ』について」: https://www.tnm.jp/modules/r_free_page/index.php?id=1467

アプリをインストールすることで、それぞれの展示物の詳細情報を閲覧したり、自分にあったコースをいくつかの観点から選択して案内してもらえる。他にも、ミュンヘンのドイツ博物館（Deutsches Museum）では「The Deutsches Museum app」と呼ばれるスマートフォンガイドが提供されている³。加えて、海外の有名なミュージアムでは、ミュージアムが公式に提供しているものだけでなく、サードパーティ製のガイドアプリも一般化してきている。これらの個人のスマートフォンにインストール可能なガイドアプリは、ミュージアム現地でのより高度な鑑賞体験を可能にする。それ加えて、ミュージアムを訪ねる前にアプリで予習をしたり、帰った後に展示物の詳細を調べたり、より多様なミュージアム体験を利用者に与えることができる。

このように、スマートフォンにガイドアプリをインストールすることには多くの利点があるが、個人のスマートフォンでの利用を考えると、現実的な問題もいくつか生じている。最も大きな問題の一つは、通信量の問題と、保存容量の問題である。ミュージアムガイドはその性質上、多数の画像や、音声や動画によるマルチメディアを用いた解説を含む。そのため全体を一度にダウンロードすると、モバイルネットワークの通信量を使い切ってしまう（いわゆる「パケ死」⁴）、スマートフォンのストレージを使い切ってしまう恐れがある。

具体的な例として、博物館で、ガイド端末を貸し出す代わりに、個人のスマートフォンにアプリをダウンロードしてもらおう場合を考えよう。入場と同時に、エントランスに Wi-Fi アクセスポイントを設置して、アプリの全体をダウンロードさせると、訪問者は、目の前に展示場があるにもかかわらず、アプリのインストールが終わるのを待たなければいけない。また、スマートフォンに十分な空き容量がなかった場合には、その場でストレージを整理しないと、鑑賞を始められない。訪問者は、一刻も早く鑑賞を始めたいのに、もどかしい思いをするだろう。かといって、逆にすべてのコンテンツをウェブ上に置き、逐一ダウンロードする場合も、別の問題が起きる。目移りするようなたくさんの展示物を目の前にして、いざ興味のある展示物について調べようとしたときに、その都度待たされるのは苛立たしい。加えて、展示物の前にダウンロード待ちの鑑賞者が溜まってしまえば、ほかの訪問者の迷惑にもなる。

このような状況を解決する手法として、先読みダウンロード（Prefetch）技術をミュージアムガイドに適用することが考えられる。先読みダウンロードは、ブラウザやモバイル端末に用いられる一般的な技術である。近代的なブラウザでは、ページのプリロードやページ予測という名前で、先読みダウンロード技術が最初から有効にされている。これらのブラウザでは、ページを閲覧している際に、そのページからリンクされているページ群を、バックグラウンドで先にダウンロードしている。ブラウザの利用者は、次のページに移動する際に、ダウンロードを

待つことなく、先読みされたキャッシュを使って、高速に次ページを閲覧できる。こういった Prefetch 技術を用いて、次に必要になるであろうリソースを推定し、あらかじめ必要な分だけをバックグラウンドでダウンロードすることができれば、鑑賞前や鑑賞中の待ち時間を減らすことができる。必要ないリソースのダウンロードを避けることで通信量を削減できるうえ、見終わって必要なくなったキャッシュを動的に削除することで、ストレージ容量も節約できることが期待される。

一方で、ミュージアムガイドは従来の Web ページのダウンロード予測とは違い、ミュージアム特有の独特な性質を持っている。第一に、従来のリンクで結ばれた Web サイトと異なり、ミュージアムの展示物は複雑な背景情報を持つ。そのため、メタデータの密度が濃い。例えばガイド端末上で、ある展示物から遷移されやすいページを推定する際に、同年代のものを優先的に次々に見ていく人もいれば、同じ作者によるものや、同じ地域の展示物を見る人もいる。また、ある展示場所に雑多な展示物がまぎらって配置されている場合は、一見関係ない展示物の解説を、次々に閲覧する場合もある。加えて、多くのミュージアムは順路を持ち、経路を中心として設計されている。そのため構造が細長くなりがちで、ミュージアム全域に安定した Wi-Fi 環境を行き届かせることが困難である。またミュージアムではすぐ通り過ぎるところもあれば、長く滞在する部屋もある。安定した Wi-Fi が設置可能で、長時間滞在が見込まれる場所で、多くのデータを先読みするといった、ミュージアムに適した先読み戦略が必要である。最後に、完全に自由に閲覧できる Web サイトとは異なり、ガイド端末が必要とする Web リソースとリンクは、有限である。ガイド端末では、構造的に、そもそも全く無関係な展示物のデータが必要になることが少ない。ある展示物の解説から別の展示物の解説に遷移する場合に、展示物の詳細画面からは展示位置や、共通点を持つ展示物にしかりリンクが張られていない。自由なクエリでキーワード検索する場合でも、世界のすべてを対象とする Web 検索と違い、アクセスできる情報の種類と総量は、限定的である。そのため、従来の先読みダウンロードとは違う、ミュージアム体験に特化した先読み戦略が必要になってくる。

そこで本研究では、ミュージアムに特化し先読み戦略として、展示物同士の関係や展示場所を考慮した Prefetch 技術を提案する。具体的には、あるミュージアム訪問者が任意の展示物の詳細を端末上で閲覧している際に、どの別の展示物のリソースが直後に必要になるかを推定する。本研究を実施するうえでの制約として、現時点では「この展示物にアクセスしたユーザが、次にこの展示物にアクセスした」というような大規模アクセスログが、そもそも存在しない。そのため、次に必要になりそうなリソースを推定するいくつかの仮説を立て、それぞれについて検証した。具体的には、

- **遷移確率的アプローチ**：タグなどのメタデータの共通する展示物は、タグをタップすることで移動する確率が高い、
- **地理的アプローチ**：今見ている展示物の近くにある展示物や、ビーコンや閲覧履歴から推定される現在位置に近

3：ドイツ博物館公式サイト「Die App des Deutschen Museums」<https://www.deutsches-museum.de/angebote/app/>

4：Wikipedia「パケ死」：<https://ja.wikipedia.org/wiki/パケ死>

い展示物は、アクセスされる可能性が高い、

- **意味的アプローチ**：鑑賞者が個人の興味に基づいて展示物を鑑賞している場合、解説文やタグの類似した展示物にアクセスしがちである

という3つの大まかな仮説を立て、それぞれをランキングアルゴリズムに落とし込んだ。これらの仮説を実際に先読みダウンロード可能なモジュールと Web API を実装した。

実験のために、大阪府吹田市の国立民族学博物館の展示物を実際に検索可能な、独自に開発中のナビゲーション端末である「みんぱくガイド」に、提案するシステムを組み込んだ。実験では、被験者にタスクを与えた状態でみんぱくガイドをカタログとして自由に使わせ、そのログをもとに各仮説がどの程度有効か、予測精度を評価した。

2 関連研究

本研究は、ミュージアムガイドに関する研究と、先読みダウンロードに関する研究と深く関係する。また、ミュージアムという展示物のメタデータの充実した空間で次にアクセスされる展示物を発見する行為は、広義の情報推薦の一種と考えることもできる。そこで、ミュージアムガイド端末の高性能化と、先読みダウンロード技術、情報推薦について論じる。

2.1 ミュージアムガイド端末の高性能化

携帯端末の性能向上によって、よりリッチなミュージアム体験を助けるガイド端末が出現してきている [1]。もっとも単純な活用例として、スマートフォンには様々なセンサが搭載されているため、位置情報を推定可能である。WiFi や GPS、超音波 [2] や電波によるビーコン、カメラ [3] などを用いることで、番号を入力する手間を省き、快適にミュージアムを鑑賞できるようになる。

モバイル端末の性質を利用して、オーディオガイドでは行えなかったインタラクティブな鑑賞体験をもたらす方法についても研究が進んでいる。Hage ら [4] は個人にあわせた動的なルート推薦を行うスマートフォン用ミュージアムガイドを提案している。Bay ら [5] は画像認識と組み合わせ、展示物にカメラ付き端末を向けるだけで詳細情報を閲覧できる仕組みを提案している。また、鑑賞体験をよりインタラクティブにするために、個人の体験をくみ取って、動的にマルチメディアコンテンツを提供するもの、音声や映像だけでなく AR を使ったもの [6] などが研究されている。通信容量やストレージ容量を気にせず、個人のスマートフォンにガイドアプリをインストールしたままにできれば、こういった後日の生活に接続されたミュージアム体験がより現実的なものになる。

2.2 先読みダウンロード

次にアクセスされるであろうコンテンツを予測し、必要なリソースを操作前に自動で先読みしてダウンロードする技術は、一般的に普及している。これらの技術は Prefetch と呼ばれ、低速なネットワークアクセスをバックグラウンドで済ませ、高速なローカルキャッシュからリソースを読みだすことで、ユーザ

の快適な Web アクセスを助ける。

Prefetch 技術は、近年の先進的なブラウザでは標準機能として搭載されている。Microsoft Edge では「ページ予測を使った閲覧速度の向上」という名前で、Google Chrome では「予測サービスを使ったページの迅速な読み込み」という名前でそれぞれ実用化されている。これらの機能は、標準で有効化された状態で提供されており、多くのユーザは知らないうちに Prefetch 技術の恩恵に与かっている。また、ブラウザだけでなく、多くの Web 開発用ライブラリや言語でも Prefetch 技術は実用化されてきている。HTML5 では link タグの rel 属性に prefetch を指定することで、明示的に先読みするリソースを指定できる [7]。Web リソースにおける Prefetch 技術は、実際にダウンロードするリソースの種類に合わせて、リンク先のリソース本体を先読みする Link Prefetch、あらかじめ URL の名前解決だけ行う DNS Prefetch、レンダリング結果まで事前実行する Page Prefetch の3つのレベルで提供されている。

利用者の状況や、使用するアプリケーションに応じた先読みダウンロードの研究も盛んである。Tadrous ら [8] はユーザの潜在的な要求を予測し、次に必要になるデータを推定して先読みする手法を提案している。また、コンテンツ指向ネットワーク (CCN) におけるリンク先のリソースを予測し先読みダウンロードする研究として、Bernardini [9] らはページの人気度に応じて次にダウンロードされるであろう度合いを予測し、優先的にダウンロードする手法を提案している。また、ユーザの現在位置を用いてアクセスされそうなリソースを推測するような研究も行われている [10]。近年では、5G ネットワークの実現に伴い、モバイル端末における先読みダウンロードの研究が、エンドユーザレベルでも [11] ネットワークの中間インフラのレベルでも [12] 盛んに研究されている。

本研究で対象とする先読みダウンロードは、きわめて単純な Link Prefetch の一種である。一方で、ミュージアムに特有な対象となる展示物同士の関係や、地理的な関係性、ミュージアムの現実的なネットワークの制約があるため、既存の手法をそのまま適用することが困難である。

2.3 情報推薦

本研究では、すでにアクセスされたいくつかの展示物から、次にアクセスされるであろういくつかの展示物を推定する。これは、あるユーザが購入した商品から、次に買うであろう商品を推定する情報推薦と近いアプローチをとる。

博物館でのガイドに情報推薦技術を用いる研究も行われている。例として、Wang ら [13] はセマンティックウェブ技術を用いることで、複雑な関係にある展示物を博物館ガイドで推薦できるようにしている。この研究では、実際にシステムを運用してログを収集することで、協調フィルタリングに基づく一般的な情報推薦を可能にしている。Minkov ら [14] は展示物の関係をグラフ化し、Random Walk で意味的に関係の深い展示物を推薦する手法を提案している。本研究でも同様に、次にアクセスされる展示物の推定に、展示物に付与されたタグなどをエッジとしたグラフを作成し、Random Walk を用いて遷移確率を

計算している。また、Huang ら [15] は、通常の情報推薦とは逆に、その人が見なくてもいい展示物を推定することで、情報過多 (Information Overload) を避けさせる仕組みを提案している。

古典的に、情報推薦は、コンテンツベース、協調フィルタリングに大別される [16]。本研究で扱う次にアクセスされるコンテンツの予測は、コンテンツベース推薦に近いものである。本研究の制約として、実際のログデータがないため、協調フィルタリングベースの手法を用いることができない。将来的には、多くのユーザの行動ログから次に必要になるコンテンツを予測するモデルが最適になることが考えられる。その場合には、協調フィルタリングや、機械学習を用いた情報推薦技術によるコンテンツ予測が必要になる。

3 提案手法

本節では、実際にミュージアムガイドという特殊な環境下で先読みダウンロードを行うための手法について論じる。本手法は、検証のために、実際に既に実装されているガイド用 iPad アプリを拡張する形で、それに合わせて提案されている。そのため、みんぱくガイドそのものについて説明してから、実際の手法について説明する。

3.1 みんぱくガイドの機能説明

みんぱくガイドは、著者らが開発している、国立民族学博物館を対象とする iPad 用ガイドアプリである [17,18]。このガイドアプリでは、従来の音声ガイドと異なり、検索機能を中心に設計されている。利用者は、キーワードやタグによって、展示物を検索できる。加えて、場所による展示物の検索も可能で、博物館の任意のエリアで見られるものを探したり、今自分がいる場所の周辺にある展示物の一覧を見ることができる。

みんぱくガイドは提示型情報検索モデル [19] に基づいて設計されている。従来の検索エンジンでは、1 列に並べられた文書からなる検索結果に対して、スニペットを読みながらクエリ変更を繰り返して目的の文書にアクセスするケースが多かった。一方で提示型情報検索では、図 1 の左側に示されるように、一覧性の高い検索結果画面をもつ。検索者は、クエリを修正してランキングの質を高めるよりは、気軽にサムネイルをクリックして展示物を選び、詳細画面に移動しやすい。そして、図 1 の右側に表されるような詳細画面中のタグをクリックして、再び一覧画面に戻ってくる場合が多い。このような一覧性の高い検索結果画面を中心として頻繁な移動を伴う検索方式は、新しい興味を引き出しながら、検索者が必要としている情報を自覚させる効果があるとされる。このような検索インタフェースを持つため、みんぱくガイドでは多数のサムネイル画像を扱う必要がある。

また、各展示物の詳細画面には、高解像度な展示物の画像と、マルチメディアコンテンツが含まれる。図 1 の詳細画面の左下にあるように、展示物に関する複数の画像や、ビデオなどを閲覧可能である。そのため、何も考えずにすべてのリソースを



図 1 みんぱくガイドの実際の画面遷移例

iPad 内にローカルファイルとして含めた場合、おおよそ 6GB の容量を必要とする。

3.2 システムの概要

提案するシステムは、クライアントサイドとサーバサイドに分かれる。クライアントサイドでは、ユーザが今どのコンテンツを読んでいるかに応じて、次に必要になるコンテンツを予測し、サーバにリソースのリクエストを送る。サーバサイドでは、画像と動画からなるコンテンツを HTTP 経由でクライアントに返す。実際には、REST-like な API として実装されている。

3.3 遷移確率に基づく次にアクセスされるコンテンツ予測

みんぱくガイドでは、ユーザによるフリーワードによる検索を除けば、ある詳細ページから、次にアクセスするリソースは、限られている。そのため、リンクを辿った場合に次にどのリソースを必要とするかは、ある程度、遷移確率として計算可能である。ここでは、Random Walk with Restart (RWR) を用いることで、次にアクセスされるであろうリソースを推定する。

ランダムサーファーマodelに従って、ある展示物に強く興味を持って、その展示物からリンクを辿ってページを次々と移動する閲覧者を考える。ここで、閲覧者は、一定確率で閲覧をやめると仮定する。このような、特定のページから移動を開始する閲覧者が無数にいる状態で、ある時点であるページにどれだけの割合で閲覧者が存在するかを、Random Walk with Restart で計算する。

みんぱくガイドで先読みダウンロードの対象となるページは、タグや場所に対する展示物の一覧画面、展示物の詳細画面の 2 種類である。全ての一覧画面と詳細画面に一意に順序を与え、すべてのページ中の i 番目のページを $s_i \in S$ とおく。ここで、 s_i を出発した閲覧者がある瞬間に s_j にいる確率を $p(i, j)$ とした際に、 $s_0, s_1, \dots, s_{|S|}$ それぞれに滞在する確率からなるベクトル $\mathbf{p}_{\text{from } i} = (p(i, 0), p(i, 1), \dots, p(i, j), \dots, p(i, |S|))$ を考える。

この際 Random Walk with Restart で、ベクトル $\mathbf{p}_{\text{from } i}$ は

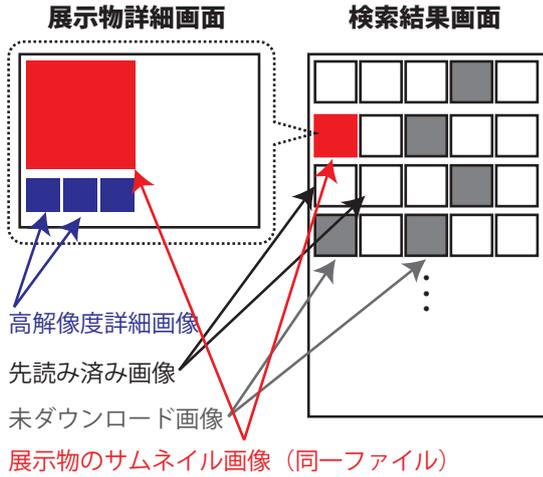


図 2 実際に先読みするリソースの例。先読みの対象になるメディアファイルは主にサムネイルと詳細画像である。

$$p_{\text{from } i} = (1 - \alpha)M'p + \alpha r(i) \quad (1)$$

と求めることができる。ただしこの際、 M' は隣接行列 M を出リンク数で正規化した遷移確率行列である。すなわち、 s_i から s_j にリンクがあった場合に m_{ij} は 1 となり、 s_i から出ているリンクの本数が l_i 本であった場合、 m'_{ij} は $\frac{1}{l_i}$ となる。また α はサーファーが閲覧を止める確率で、ダンピングファクタと呼ばれるものである。 $r(i)$ はサーファーの出発地点となる任意のページをベクトルで表したもので、 s_i から出発した際には i 次元目だけだけが 1 でそれ以外は 0 で埋められた one-hot ベクトルである。

こうしてあるページから別のページに対して、ページごとの滞在確率が計算されるので、そのページに登場する画像を先読みダウンロードする。今回の実装に限った注意事項として、実際に先読みされる画像リソースは、図 2 に示されるとおり、詳細画面と検索結果画面で表示されるサムネイル画像、および詳細画面で任意で閲覧できる高解像度画像である。展示物詳細画面で見られるサムネイルと検索結果画面で表示されるサムネイルはファイルとしては同一であるので、今回実際に先読みの対象にするファイルは展示物単位とした。そのため、先読みされなかった展示物は検索結果画面では黒く塗りつぶされた状態で表示される。実際先読みの際には、読み込み件数に閾値を設け、遷移確率の高い展示物について上位のものから順に閾値を超えるまで読み込んだ。

3.4 ミュージアムの地理的制限に基づく次にアクセスされるコンテンツ予測

どの展示物が、物理的にどの棚に配置されて展示されているかをを用いることで、次にアクセスするであろうリソースを推定可能であると考えられる。

ピーコンや、その時点で閲覧している展示物から、近傍で展示されている展示物が推定可能である。みんなくガイドは博物館現地だけでなく、カタログアプリとしても用いることができる。今回の実験では、現在閲覧している展示物の展示された場

所を現在位置として扱う。

博物館の展示物はすべて、博物館のどこに展示されているかという情報を持っている。ただし、データ上の制約として、みんなくガイドの用いているみんなく収蔵物のデータベースにおいては、展示物によって位置情報の粒度が異なる。みんなくの展示物のうち日本エリアの展示物は、細粒度の展示場所情報を持つ。具体的には、展示用の棚ごとに ID が割り振られており、棚単位での位置情報が記録されている。日本エリア以外の、「オセアニア」などの地域や、「言語」などのトピックに関する展示物については、ある大きさに区切られたグリッドごとの ID が付与されている。

これらの棚やグリッドの位置情報はすべて 2 次元平面上の xy 座標として記録されているため、地理的な距離計算が可能である。ここでユークリッド距離を使うと、ある i 番目の展示物が展示されている棚またはグリッドを g_i とし、その座標を $c(g_i) = (g_{ix}, g_{iy})$ としたとき、2 つの棚同士の距離は

$$\text{dist}(g_i, g_j) = \sqrt{(g_{ix} - g_{jx})^2 + (g_{iy} - g_{jy})^2} \quad (2)$$

と表せる。実際先読みの際には、距離の近いものから順に、任意の件数ダウンロードする。ただし、この際、一部の展示箇所では、1 つのセル内に大量の展示物が配置されている場合がある。この場合は、既定の件数になるまで、無作為にダウンロードした。

注意事項として、みんなくでは、原則として同じ場所には同じ地域の同じカテゴリの展示物が配置されやすい。そのため展示場所は一部のタグの共起と重複する場合がある。例えばオセアニア地域の仮面は同一の棚に収まり、それぞれ「オセアニア」タグと「仮面」タグを共有する。

3.5 展示物間の意味的類似度に基づく次にアクセスされるコンテンツ予測

タグや、展示物の解説文の類似度で、意味的に近い展示物を推定可能である。現実的な閲覧行動に照らし合わせると、意味的に近い展示物、すなわち共通するタグや解説文に登場する語の共有度の高い展示物は、博物館現地では参照される可能性が高い。ある訪問者がある分野に強く興味を持った場合に、訪問者はその分野に関係する展示物を次々に参照する場合がある。また、タグが近い展示物同士は、タグを経由して直接的にアクセスしやすく、また説明文が近い展示物も、被験者が説明文中の単語に興味を持った場合、キーワード検索によってアクセスされる可能性が高まる。

タグの共起度による先読みの優先度を計算するために、ある展示物の詳細ページ s_i に記載されたタグ集合を $T(s_i)$ とする。この際、詳細ページ s_i から s_j への移動しやすさを

$$p_{\text{tag}}(s_i, s_j) = \frac{|T(s_i) \cap T(s_j)|}{|T(s_i) \cup T(s_j)|} \quad (3)$$

と推定する。

実際みんなくガイドの展示物の詳細画面では、ハッシュタグ、地域、民族、OWC (Outline of World Cultures: 地域や時代、民族)、OCM (Outline of Cultural Materials: 展示物

の属性)、展示場所などがタグとして付与されている。今回のタグ共起度の計算では、展示物の意味的な類似度に注目するため、これらのうちハッシュタグ、地域、民族のみを対象として計算した。

タグの共起に基づくアプローチは、3.3節で述べた遷移確率に基づくアプローチと、実際の結果が近くなる。みんなくガイドでは、展示物詳細画面から出るリンクはほぼタグの検索結果画面へのリンクであるため、タグの共起は2ホップ先でリンクすることと等しい。そのため、複数のタグを共有する展示物同士は、リンクによる経路が多くなる。

展示物同士の解説文がどれだけ似ているかを判定するために、解説文を Doc2Vec でベクトル化し類似度を計算した。この際、学習用データセットとして、すべての展示物の解説文を Doc2Vec にかけた。学習に用いたモデルは PV-DM で、中間層の次元数は 100 次元とした。全ての展示物どうしの組み合わせについて、あらかじめベクトル化された解説文のコサイン類似度を計算した。先読み時には、コサイン類似度の高い順に、上位からダウンロードする。

4 実 験

提案した複数のダウンロード戦略のうち、博物館ガイドに適したものがどれかを明らかにするため、検索タスクによるベンチマーク試験を行った。今回の実験では、COVID-19 に関する社会情勢によって博物館現地での大規模な被験者実験が困難であったので、みんなくガイドをカタログとして用いた場合を対象とした。

4.1 比較手法

比較のために、それぞれの仮説に基づいた先読みダウンロード戦略に基づく提案手法と、先読みを行わない比較手法を実装した。具体的には、

- **遷移確率**：現在閲覧中のページから対象のページに遷移する確率に基づいて先読みダウンロードする、
- **地理的距離**：現在位置および現在閲覧中の詳細画面から物理的に近くに展示されているものを先読みダウンロードする、
- **タグの共起**：現在詳細を閲覧中の展示物と共通するタグの多い展示物を先読みダウンロードする、
- **解説文の近さ**：現在詳細を閲覧中の展示物と解説文がベクトル空間内で近い展示物を先読みする
- **先読みなし**：ベースラインとして、先読みを行わず、すべてのリソースは必要になった瞬間にダウンロードされる

という 5 種類のダウンロード戦略をみんなくガイド上に実装した。

4.2 実 装

みんなくガイドが Swift で実装されたネイティブアプリであるので、その内部に手を加えた。実験用の実装では、あらかじめ各展示物から次にアクセスされやすい展示物について、総

当たりで事前計算した。Prefetch における基礎技術である「なければ Web から取得してキャッシュして、キャッシュがあればそれを表示する」という処理については、既存のライブラリである SDWebImage を改造して用いた。

実際に先読みの対象とする展示物は、みんなくガイド内に収録されている 3,031 点の展示物のうち、画像を少なくとも 1 つ以上持っているものとした。また動画コンテンツの容量がその他のコンテンツと比べて極端に大きく、先読みに含めると画像の先読み戦略が動画ダウンロード時のネットワーク効率の誤差に含まれてしまう。そのため、実験時には、先読みするリソースを画像だけに絞った。みんなくガイドには 9,639 点の画像が収録されているが、今回の実装では、詳細画面でタップして初めて表示される補足的な画像の本体についても同様に対象外とした。

みんなくガイドでは、利用者が意外な展示物と出会えるように、起動時の「おすすめ」の画面などに、ランダムな順で展示物を表示する場合や、ユーザの操作にあわせてランキングが変化する部分がある。今回の実験では、タスクに再現性を持たせるために、これらを固定した。

4.3 実験方法

ある目的をもったユーザがみんなくガイドをカタログとして用いて調べものをするというタスクを設定し、実際に被験者にみんなくガイドを操作させた。実験時間は 1 タスクあたり 30 分として、タスクの目的設定を与えた以外は、特に制約を設けず自由に閲覧させた。被験者数は 4 名で、それぞれ 1 件から 5 件のタスクを担当した。

実際の調べものとして、表 1 に示すような大別して 4 種類のタスクを実験に用いた。ある地域の民俗について広く知るというタスクと、展示物の種類を指定して具体例（たとえば、「食器」のインスタンスとして日本の箸や英国のティーポット）を調べるタスク、抽象的なカテゴリから関連した展示物（たとえば、十字架は「宗教」そのものではないが、宗教と関連する）を調べるタスクを用意した。被験者は制限時間いっぱいまで、興味の赴くままに自由に閲覧した。

これらの実験タスクにおける画像の読み出しログをもとに、実際に各手法がどの画像データを先読みし、どの画像が実際に閲覧されたかを検証した。

4.4 実験結果

実際の被験者による操作ログをもとに、各手法がどれだけ正しくリソースを先読みできたかを確認する。表 2 に全クエリを通しての各手法ごとの予測精度を示す。

先読みしてダウンロードしたりリソースに対して、実際にアクセスが行われた比率を適合率として表した場合、提案手法の中でタグの共起による手法がもっとも高評価だった。同様に、すべての実際にアクセスが行われたリソースのうちどの程度が先読みされていたかを再現率として表すと、タグの共起による手法が最も高精度であった。次いで評価が高かったのは遷移確率に基づく予測モデルであった。逆に、最も適合率が低かったの

表 1 実際に被験者が行った調べものタスクと終了時までに関覧した画像数

カテゴリ	検索タスク	閲覧画像数
地域	アフリカ	316
	ヨーロッパ	371
	北海道	230
対象種類	食器	406
	武器	268
	衣類	308
	打楽器	326
カテゴリ	宗教	401
	芸術	834
	遊戯	403
自由	被験者 A	534
	被験者 B	1,169
	平均	464

表 2 各手法の予測精度とダウンロード量 (全タスク平均)

	DL 数	先読み数	適合率	再現率	不要率
遷移確率	1,291	1,010	0.18	0.40	0.64
地理的距離	788	396	0.18	0.16	0.41
タグ共起	1,222	955	0.21	0.43	0.62
解説文の近さ	987	618	0.15	0.20	0.53
先読みなし	465	0	0.00	0.00	0.00

は解説文の近さに基づく手法であった。全ダウンロード中で実際には閲覧されなかった画像の比率を不要率による比較では、全体のダウンロード数が少なかった地理的距離に基づく先読みが最も高効率であった。

次に、時間経過によるダウンロード数の推移を手法ごとに図 3 に示す。実際に必要とされる画像の量に対して、遷移確率とタグの共起に基づく手法において、もっとも多くの画像を先読みしている。ただし、これは閾値の設定によるもので、計算上同率のものが多かったため相対的に数が多くなった。完全に正しくリソースの需要を推定できた場合を理想とすると、最終的に 30 分間で 400 点程度の画像をダウンロードする必要がある中で、それぞれの手法は最大で 1,000 件程度の画像を先読みした。

5 考 察

実験結果をもとに、それぞれの手法の有用性について議論する。もっとも適合率、再現りともに高かったのはタグの共起による先読みモデルである。これは、実験タスクの影響があると考えられる。今回のようにトピックについて網羅的に調べるタスクの場合、調べものの検索要求がタグに表れやすい。キーワードサーチを使った人もいたが、民族学という被験者にとってなじみの薄い分野で、自由入力形式のキーワードクエリを思いつきづらかったという傾向がみられた。具体的な例として、宗教について調べていた被験者は、最初に「宗教」「神」など

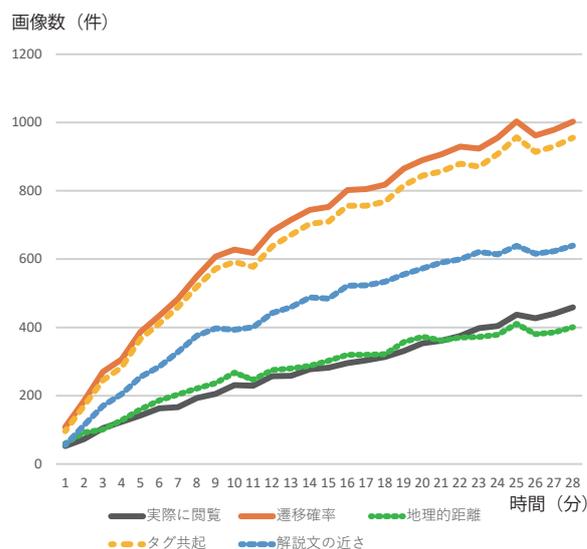


図 3 時間経過によるダウンロードした画像の累積枚数 (全タスク平均)

で検索していたが、それらのキーワード検索を通じて一部の展示物に共通してつけられた「祭具」などのタグに注目して、タグによるページ移動で芋づる式に関連する展示物の情報を収集していた。

ほぼ同様の結果を出したのが遷移確率に基づくモデルであった。そもそも、展示物の詳細ページ間のリンクのほとんどがタグによるリンクである。Random Walk with Restart を使った手法では、Restart 直後のページに高いスコアが付きやすい。そのため、タグの共起度と、先読みしたページの多くが重複した。違いとしては、共起したタグと共起したタグ、というような推論を行っている点だが、今回の実験では特にその有効性は見られなかった。

意味的類似度に基づく手法として、高精度だったタグの共起と対照的に、Doc2Vec による解説文の類似度による手法は低精度であった。これは、解説文から重要そうな語を抜き出してキーワード検索を行うような検索行動を、被験者が誰も取らなかったためである。加えて、データセットの Doc2Vec の学習もうまくいっていない可能性がある。今回使ったコーパスはみんぱくの展示物のうち、3,000 件程度の限られた展示物の解説文で構成され、長さも 1 文のものから数百字程度のものがほとんどである。そのためベクトル化の精度が低く、類似度が正しく計算されなかった可能性がある。

図 3 に示される画像数について、実際に必要とされる画像の枚数は、徐々に減少する。これはある調べものタスクで対象となる画像が限定的で、後半になれば大方の画像はキャッシュが済んでいることを表している。先読み手法も同様に、検索時間が延びればキャッシュ済みの画像の比率が増えて、ダウンロード数は減少する。また一部の調べものタスクにおいて、中盤になると新しい画像が出てこなくなり、動画コンテンツを閲覧したり、同じタグを選択する機会が生じていた (すなわち、グラフ上では、一部のクエリの影響を受けて、平均として累積値が

下がって見える)。これは今回の限定的なデータセットの中で、ガイド端末をカタログとして使った際に、1つのタスクに関連する展示物の総数がそもそも少なかったため、中盤で見たいコンテンツを見尽くしてしまったケースがあるためである。実際のタスクの粒度が細かい場合、むやみに先読みしていく必要はな可能性がある。

今回の実験では、あくまでもカタログアプリとしてみんぱくガイドを使ってベンチマーク試験を行った。そのため、現地で使った場合とは異なる結果になる可能性がある。例えば、場所に基づく手法は、今回の手法では精度が低く、ダウンロード数も少なかった。現地では、歩いていて、目に留まった展示物について調べる、という行為が一般的に行われる。今後現地実験を行って、カタログとしての使用と現地でのガイドとしての使用の傾向の違いを手法に組み込むことが考えられる。

6 まとめと今後の課題

本論文では、個人のモバイル端末で博物館ガイドを動かすことを目的として、様々な観点から先読みダウンロード戦略を実装し、評価した。リンクによる遷移確率や、タグや説明文による展示物の意味的な類似度、展示場所に基づく地理的距離について実際にみんぱくガイド上に組み込んだ。調べもののタスクを与えられた被験者のガイド端末操作ログを用いた実験により、タグの共起に基づく手法がもっとも高精度だとわかった。

実験を通じて、今後の課題が見出された。まず、より正解率の高い興味推定手法が必要である。実際に高精度な推定を行うためには、協調フィルタリングや機械学習といったデータに基づくアプローチが考えられる。今回は社会的状況から現地での実験ができなかったが、長期的な現地での実験とデータ収集が必要である。今回の実装ではクライアントサイドで先読みを行ったが、サーバサイドでもミュージアムガイドでのリソースを最適化させられる。具体的には、複数の画像をまとめてレンダリングして圧縮して送ったり、プッシュ通信で送ることが考えられる。ガイドアプリを気軽に個人の端末にインストールできることによる、応用的な使い道も含めて、継続的に研究を進める必要がある。

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科学研究費助成事業 JP18K18161, JP18H03243, JP18H03494, JP16H01756 による助成、ならびに 2020 年度国立情報学研究所共同研究「個人の興味に合わせた文化時間コンテキストの発見」、「博物館・美術館における次世代型展示案内システムに関する研究」、「行動ログからのポストカードの自動生成による博物館体験の知識への定着促進」の助成を受けたものです。本研究の実施にあたっては、国立民族学博物館より提供いただいたデータベースを利用しました。また、HRAF Association より、OWC, OCM のデータをいただき、独自に翻訳して利用しました。ここに記して謝意を表します。

- [1] M. K. Othman, H. Petrie, and C. D. Power. Measuring the usability of a smartphone delivered museum guide. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, pp. 629–637, 2013.
- [2] P. Bihler, P. Imhoff, and A. B. Cremers. Smartguide—a smartphone museum guide with ultrasound control. *Procedia Computer Science*, Vol. 5, pp. 586–592, 2011.
- [3] Leonard Wein. Visual recognition in museum guide apps: do visitors want it? In *Proc. of SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 635–638, 2014.
- [4] W. Robert V. Hage, N. Stash, Y. Wang, and L. Aroyo. Finding your way through the rijksmuseum with an adaptive mobile museum guide. In *Proc. of ISWC 2010*, pp. 46–59. Springer, 2010.
- [5] H. Bay, B. Fasel, and L. V. Gool. Interactive museum guide: Fast and robust recognition of museum objects. In *Proc. of IWMV 2006*, 2006.
- [6] A. Damala, I. Marchal, and P. Houlier. Merging augmented reality based features in mobile multimedia museum guides. In *Proc. of CIPA 2007*, pp. 259–264, 2007.
- [7] Resource hints: W3c working draft 05 october 2020. <https://www.w3.org/TR/resource-hints/>.
- [8] J. Tadrous, A. Eryilmaz, and H. El Gamal. Proactive content download and user demand shaping for data networks. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, Vol. 23, No. 6, pp. 1917–1930, 2015.
- [9] C. Bernardini, T. Silverston, and O. Fester. Mpc: Popularity-based caching strategy for content centric networks. In *Proc. of ICC 2013*, pp. 3619–3623, 2013.
- [10] B. Zheng and D. L. Lee. Semantic caching in location-dependent query processing. In *Proc. of SSTD 2001*, pp. 97–113. Springer, 2001.
- [11] M. Sun, H. Chen, and B. Shu. Predict-then-prefetch caching strategy to enhance qoe in 5g networks. In *Proc. of IEEE SERVICES 2018*, pp. 67–68, 2018.
- [12] A. Mahmood, C. Casetti, C. Chiasserini, P. Giaccone, and J. Harri. Mobility-aware edge caching for connected cars. In *Proc. of WONS 2016*, pp. 1–8. IEEE, 2016.
- [13] Y. Wang, N. Stash, L. Aroyo, P. Gorgels, L. Rutledge, and G. Schreiber. Recommendations based on semantically enriched museum collections. *Journal of Web Semantics*, Vol. 6, No. 4, pp. 283–290, 2008.
- [14] E. Minkov, K. Kahanov, and T. Kuflik. Graph-based recommendation integrating rating history and domain knowledge: Application to on-site guidance of museum visitors. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol. 68, No. 8, pp. 1911–1924, 2017.
- [15] Y. Huang, C. Liu, C. Lee, and Y. Huang. Designing a personalized guide recommendation system to mitigate information overload in museum learning. *Journal of Educational Technology & Society*, Vol. 15, No. 4, pp. 150–166, 2012.
- [16] G. Adomavicius and A. Tuzhilin. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, Vol. 17, No. 6, pp. 734–749, 2005.
- [17] 神門典子, 大島裕明, 相原健郎, 莊司慶行, 白石晃一, 山本岳洋, 山本祐輔, 楊澤華. 提示型検索モデルに基づくミュージアム鑑賞体験の提案. *じんもんこん 2019 論文集*, pp. 127–132, 2019.
- [18] 莊司慶行, 大島裕明, 神門典子, 相原健郎, 白石晃一, 瀧平士夫, 中島悠太, 山本岳洋, 山本祐輔, 楊澤華. 提示型検索に基づくミュージアム電子ガイドを中核とした事前・事後学習支援. *じんもんこん 2020 論文集*, pp. 81–88, 2020.
- [19] I. Campbell and K. V. Rijsbergen. The ostensive model of developing information needs. In *Proc. of CoLIS2 1996*, pp. 251–268, 1996.