

## Web 閲覧時の視線情報を用いたニュース推薦システム提示時間の短縮 Latency Reduction in a Gaze-Based News Recommendation System During Web Browsing

星野 祐子<sup>†</sup> 岩佐 周<sup>†</sup> 石井 英里子<sup>‡</sup> 山田 光穂<sup>†</sup>  
Yuko Hoshino<sup>†</sup> Shu Iwasa<sup>†</sup> Eriko Ishii<sup>‡</sup> Mitsuho Yamada<sup>†</sup>

### 1. はじめに

近年、人々が情報を収集する際の主な手段は Web となっており、その普及度は非常に高い。総務省の調査によると、インターネットの利用率は 13 歳～59 歳までの各年齢階層で 9 割を超えており [1]、多くの人が日常的に Web から情報を取得している。このような背景のもと、ユーザの Web 閲覧行動を理解し、その関心に応じた情報を効率的に提示する技術の重要性が増している。

視線情報を利用してユーザの関心領域を推定し、個別最適化された情報推薦を行うインタフェースの研究は活発に行われており、視線の停留点や移動経路の分析により、ユーザがどの情報に注意を向けているかを把握することが可能である。我々はこれまでに、Web 閲覧時の視線情報をもとにユーザの注目箇所を推定し、関連性の高い観光情報やニュース記事を推薦するシステムを開発してきた [2][3]。しかしながら、従来システムでは、ユーザの閲覧終了後に推薦処理を一括して実行していたため、処理に大きな遅延が発生していた。たとえば、ニュース推薦システムでは推薦提示までに平均 3 分 50 秒程度、観光情報推薦システムでも約 3 分を要していた。特にボトルネックとなっていたのは、視線解析そのものではなく、取得した文章と推薦候補との類似度計算を中心としたテキスト処理部分であった。

本研究ではこの遅延の解消を目的として、(1) 類似度計算処理の並列化、および (2) ユーザが Web ページを閲覧している最中にバックグラウンドで推薦候補の事前処理を行う方式を導入した。本稿では、これらの改良内容と、処理時間および推薦結果の評価実験について報告する。

### 2. 関連研究

情報推薦システムおよび視線情報の活用事例の先行研究について述べる。

#### 2.1 情報推薦システムの事例

情報推薦システムにおいては、ユーザの関心に応じた情報を提示するために、テキスト処理、ユーザ履歴、コンテンツ、感情など、さまざまな要素を組み合わせる研究が行われている。

藤原らは、メタ情報を用いて Web ページを構造化し、形態素解析や頻出語の分析により、ユーザの興味を反映した推薦が可能であることを示した [4]。ただし、情報の時期や投稿日時などの文脈的要素を踏まえた特徴語の重要度の扱いには課題が残る。

Parizi は、ニュース推薦において感情要素を取り入れ、ポジティブな影響を与える記事を推薦するモデルを提案した [5]。このモデルはコンテンツベース・協調フィルタリングの統合に加え、感情データをコンテキストとして取り込むことで精度を向上させている。

Huang らは、観光地推薦において AI 技術を応用し、ユーザの履歴、嗜好、およびリアルタイム情報をもとに機械学

習や自然言語処理を活用することで、高精度な推薦と高いユーザ満足度を実現した [6]。一方で、リアルタイムなフィードバックの反映や、ユーザデータのプライバシー保護の技術的課題も指摘されている。

#### 2.2 視線情報の活用事例

視線情報は、ユーザの無意識的な注目や心的状態を捉える手段として多くの研究で活用されている。

Wolfgang らは、視線の動きからユーザの認知状態や注意力、作業負荷などを評価できる可能性を示し、視線データの多様な応用を報告している [7][8]。

また、Mokatren らは、携帯型視線計測装置とコンピュータビジョン技術を用いたモバイル博物館ガイドシステムを提案し、視線によって関心対象に即した音声案内が提供可能であることを示した [9]。この研究では、インタラクティブな設計と誤検出対策が今後の課題として挙げられている。

本研究はこれらの知見をふまえ、テキストベースの情報推薦手法と視線情報を統合し、ユーザの潜在的関心を読み取って検索・情報取得を支援するシステムの開発を目的とする。また、視線情報に基づく推薦の基本的な枠組みを踏まえつつ、推薦処理の並列化およびバックグラウンド処理を導入することで、推薦提示までの時間を短縮し、従来システムの実用性を向上させるための改良を試みている。

### 3. 提案手法

本研究では、Web 閲覧時のユーザの視線情報を活用して関心領域を推定し、それに基づく情報推薦を行うシステムの改良を目的とする。本システムは既に観光情報推薦版およびニュース推薦版として開発済みであり、視線情報に基づく興味推定、画像と文章を対象とした情報取得・要約、ならびに推薦コンテンツの選定までを一貫して行う機能を備えている。ここではニュース推薦システムを例に、既存システムの処理構成とその問題点、および今回実施した高速化のための改良手法について述べる。

#### 3.1 既存システムの構成

本システムは、(1) 文章取得プロセス、(2) 嗜好抽出プロセス、(3) 関連情報提示プロセスの 3 つの処理段階で構成されている。視線情報は視線計測装置 Tobii Pro Spark を用いて取得される。観光情報推薦版では GUI 上にキーワード群を表示するが、ニュース推薦版では CUI 上に推薦記事を提示している。図 1 に、ユーザの Web 検索から推薦情報提示に至るまでの既存ニュース推薦システムの処理フローを示す。ユーザは検索エンジン上で情報探索を行い、その過程で表示された Web ページを閲覧する。システムは視線情報をもとに注視領域を抽出し、記事のテキストや画像を取得した後、ユーザの操作（ページ移動または「Suggest」ボタンの押下）に応じて処理を分岐する。「Suggest」ボタンが

押された場合、関連情報提示プロセスが実行され、嗜好に  
適した情報推薦が行われる。

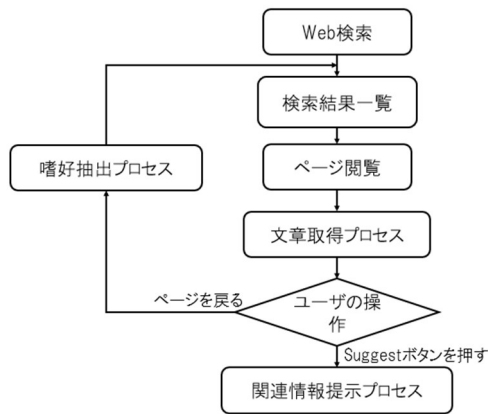


図 1 推薦システム処理の流れ

### 3.1.1 文章取得プロセス

Web ページ内の p タグに対応する表示位置を JavaScript の `getBoundingClientRect` により取得し、矩形領域を定義する。この領域に対し、0.3 秒以上の視線停留が検出された場合、注視と判定しテキストおよび画像データを抽出する。さらに、注視の精度を高めるため、注視点を中心とした半径 60 ピクセルの円をもとに、視線停留時間が 0.1 秒以上であり、かつ矩形領域と重なる面積比が 0.5 以上の領域のみを有効な注視領域と見なしている。

### 3.1.2 嗜好抽出プロセス

注視領域から得られた画像に対しては GPT-4 Vision Preview を用いてキャプションを生成し、テキスト情報と統合する。これらのテキストは、GPT-3.5-Turbo を用いて要約文として再構成され、ユーザの興味を反映する閱讀済文書として保存される。

### 3.1.3 関連情報提示プロセス

ユーザが Web 閲覧を終了し、GUI 上の「Suggest」ボタンを押下すると、以下の 3 つの処理が順次行われる。

**嗜好把握処理**：注視時間の長い p タグブロックを閲読中要素とし、画像が含まれる場合はキャプションを加えてテキストを構成する。このテキストと閱讀済文書の間で Sentence-BERT によるコサイン類似度を算出し、0.4 以下の距離を持つ文書を「適合文章」として記録する。

**重要語抽出処理**：MeCab により形態素解析を行い、閲読中・適合文書から名詞・動詞・形容詞を抽出し、TF-IDF スコア上位 10 語を重要語として抽出する。

**推薦記事決定処理**：ニュース DB 内のタイトルと閲読中タイトルとの固有名詞一致に基づいて候補を絞り込み、適合文章との感情分布類似度（ピアソン相関）を用いて最終的な推薦スコアを決定し、上位 5 記事を推薦として提示する。

## 3.2 処理時間短縮のための改良

本研究では、既存システムにおける情報提示の遅延要因を明確化し、その処理を並列化・最適化することで、推薦提示までの時間短縮を図った。ニュース推薦処理にかかる時間の計測には、`console.time` を用いて関連提示プロセスの開始から終了までの処理時間を記録し、CUI 上に出力する

機能を実装した。この計測機能は、既存システムおよび本改良システムの双方に搭載し、提示時間の比較を可能とした。

処理時間の計測結果から、最も処理時間を要していたのは嗜好把握処理における文書間類似度の算出処理であり、Sentence-BERT を用いた各文書間のコサイン類似度の総当たり計算が逐次実行されていたことが主な原因と判明した。

そこで本研究では、この処理部分を Python の `threading` モジュールを用いて並列化することで、複数の類似度計算を同時に実行できるようにし、総処理時間の短縮を図った。

本システムの効果を検証するために、18 歳以上で Web 閲覧操作が可能な 21 名の被験者を対象に実験を行い、ニュース提示時間の定量的な計測および推薦ニュースの精度評価を実施した。図 2 に本検証の実施環境を、表 1 に検証に用いた PC 構成を示す。

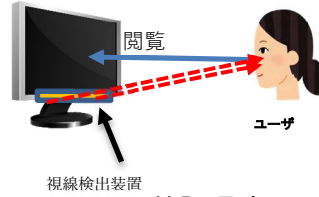


図 2 検証環境

表 1 検証 PC の構成

OS	Windows 11 Pro
CPU	AMD Ryzen 7 5800U with Radeon Graphics
RAM	16.0GB
Monitor	ColorEdge CG279X
Eye Tracker	Tobii pro spark
Chromium	v120.0.6099.276

## 4. 実験・評価

本研究では、提案手法による処理時間短縮効果と推薦内容の評価を目的として、既存システム（以下、検証 A）と改良後の本システム（以下、検証 B）を比較する検証実験を実施した。

### 4.1 実験設計

検証には、18 歳以上の Web 閲覧に慣れた 21 名を被験者として参加させた。ニュース記事の提示時間を定量的に比較するため、検証 A と検証 B の両方において、被験者に NHK ニュースの指定記事 1 ページを閲読してもらった。ニュース内容の記憶を促す目的で、記事閲読後に内容に関する設問を解くタスクを与えたが、このタスクは推薦システムの動作には影響しない。

比較の公平性を保つために、検証 A→検証 B の順で実施した被験者は 11 名、検証 B→検証 A の順で実施した被験者は 10 名とし、実施順序によるバイアスを抑制した。

### 4.2 検証 A（既存システム）

検証者が既存システムを起動し、被験者には指定されたニュース記事を閲読させた。その後、検証者が手動で推薦処理を実行し、処理が終了して推薦結果（5 件のニュース記事）が CUI 上に提示されるまで、被験者はその場で待機した（スマートフォン等の操作は禁止）。提示後、被験者にはタスクを行ってもらい、最後に推薦記事 5 件を閲読してもらった。

### 4.3 検証 B (本システム)

検証 B では改良版システムを使用し、検証 A と同様の手順で実施した。改善されたシステムでは、処理時間短縮に向けて Sentence-BERT による類似度算出処理を Python の `threading` モジュールにより並列化しており、これにより提示待ち時間の大幅な削減が期待される。

検証 B では、記事閲読およびタスク実施後、被験者に 5 件の推薦記事を読ませ、さらにリッカート尺度 (5 段階) によるアンケートに回答してもらった。アンケート項目は以下の通り。

- ・ 推薦ニュースの内容に関する妥当性評価 (5=類似性があった, 1=類似性がなかった)
- ・ ニュース提示時間に関する満足度

## 5. 結果・考察

既存システムの評価指標同様に nDCG (normalized Discounted Cumulative Gain) および MAP (Mean Average Precision) を用いて推薦結果の定量的な評価を行った。閲読ニュースと推薦されたニュースとの類似性を問うアンケート 21 名の結果を表 2 に示す。

表 2 推薦ニュースとの類似性アンケート結果

閲読したニュース記事をもとに推薦されたニュースは類似性のあるものでしたか?	結果
5(類似性があった)	6 名
4(少し類似性があった)	13 名
3(どちらでもない)	1 名
2(あまり類似性がない)	1 名
1(類似性がない)	0 名

### 5.1 nDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain)

DCG (Discounted Cumulative Gain) は、推薦されたアイテムのランキングに対するユーザの評価の価値を、ランキング下位ほど減衰させる形で数値化する評価指標である。本検証では、5 件の推薦記事に対して被験者が 5 段階で評価したアンケート結果をもとに、DCG および理想的なランキングに基づく  $DCG_{perfect}$  を算出し、その比を nDCG として評価した。DCG および nDCG の定義式を式(1)、式(2)に示す。

$$DCG = r_1 + \sum_{i=2}^N (r_i / \log_2(i)) \cdots(1)$$

$$nDCG = DCG / DCG_{perfect} \cdots(2)$$

本検証では、5 件の推薦ニュースに対して被験者が行ったアンケート評価をもとに、スコアを以下のように再定義した：

- 「5 (類似性がある)」と評価された記事：スコア 3
- 「4 (少し類似性がある)」と評価された記事：スコア 1
- その他：スコア 0

このスコアを用いて各被験者ごとに nDCG を算出し、その平均値を  $nDCG@5$  とした。結果、 $nDCG@5=0.8424$  という高い値を得た。

### 5.2 MAP (Mean Average Precision)

MAP は、推薦システムにおいてランキングや検索結果の品質を測定するために使用される評価指標である。本研究では、被験者が推薦ニュース 5 件に対して行ったアンケート評価のうち、「5 (類似性がある)」および「4 (少し類似性がある)」と評価された記事を適合アイテムとみなし、適合率を算出した。r はアイテムの推薦順位、 $Prec(r)$  は適合率である。各被験者に対して、適合アイテムの位置ごとの平均適合率 (AP) を算出し、すべての被験者における AP の平均値を  $MAP@5$  として評価した結果、 $MAP@5 = 0.80290$  となり、高い精度を示した。式(3)、(4)に AP および MAP の定義を示す。

$$AP = (1/R) \times \sum_{r=2}^n [Prec(r) \times I(r)] \cdots(3)$$

$$MAP = (1/N) \times \sum_{i=1}^N [AP(i)] \cdots(4)$$

R : 適合アイテムの総数 (5, 4 と評価された記事数)  
 $Prec(r)$  : 推薦順位 r における適合率  
 $I(r)$  : 順位 r のアイテムが適合ならば 1、不適合ならば 0  
 N : ユーザ (被験者) の数

### 5.3 推薦ニュースの定量検査

$nDCG@5=0.8424$ ,  $MAP@5=0.80290$  という高いスコアが得られたことから、提案手法によって有効な推薦がなされていることが示唆されており、本システムによる推薦ニュースは、被験者の興味に高い適合性を示すものであったと評価できる。これにより、ユーザの嗜好を考慮した推薦システムとしての有効性が確認された。

### 5.4 ニュース提示時間

既存システムにおける平均ニュース提示時間は約 3 分 50 秒であったのに対し、本システムでは約 2 分 37 秒となり、1 分 13 秒の短縮が確認された。

検証 A (既存システム) と検証 B (改良システム) において、ニュース推薦処理時間を記録し、両条件間での平均提示時間の比較と統計的検定 (T 検定) を実施した。推薦時間に関するアンケートの有効回答数は 16 件である。表 3 にアンケート結果を示す。ニュース提示時間に関するアンケートでは、16 名中 13 名が「とても長い」「長い」と回答しており、ユーザの主観的には提示時間のさらなる短縮が求められることが示された。

表 3 推薦情報提示時間アンケート結果

推薦までの時間	改善前	改善後
5(とても長い)	10 名	2 名
4(長い)	5 名	11 名
3(普通)	1 名	3 名
2(短い)	0 名	0 名
1(とても短い)	0 名	0 名

### 5.5 T 検定による有意差の検証

ニュース提示時間の短縮効果に統計的有意差があるかを確認するため、対応のある T 検定を実施した。帰無仮説「既存システムと本システムの平均提示時間に差はない」に対し、有意水準 5% で検定を行った結果、 $p = 0.619 * 10^{-21}$  ( $< 0.05$ ) となり、帰無仮説は棄却された。

これにより、既存システムと改良システムとの間でニュース提示時間に統計的に有意な差が存在することが示された。

### 6. おわりに

本研究では、Web 閲覧中の視線情報を用いてユーザの興味を推定し、関心に基づいたニュース情報を推薦する既存システムに対し、処理速度の改善を目的とした改良を行った。特に、嗜好把握処理における文書間類似度算出の並列化を実装し、ニュース推薦提示時間の大幅な短縮を図った。

検証実験の結果、既存システムと比較して平均ニュース提示時間が約 1 分 13 秒短縮され、T 検定においても統計的に有意な差が確認された。さらに、 $nDCG@5$  および  $MAP@5$  の評価指標においても高いスコアを得ており、ユーザの嗜好に合致した推薦が実現されていることが示唆された。一方で、アンケート結果からは多くのユーザがニュース提示時間を「長い」と感じていることも明らかとなり、さらなる高速化の必要性が示された。今後は、類似度算出処理だけでなく、ニュース DB の検索・抽出プロセスや感情分析処理の非同期化・軽量化も含めた最適化を検討し、リアルタイム性の高い情報推薦システムの実現を目指す。

### 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP23K11635、放送文化基金助成費 20221012 の助成を受けています。また、Web ページ閲覧検証にご協力いただいた皆様に感謝申し上げます。

### 参考文献

- [1] 総務省：令和 4 年情報通信白書 第 8 節デジタル活用の動向 (2022).
- [2] Yuko HOSHINO, Rintaro YANAGAWA, Shu IWASA, Eriko Ishii, Mitsuho YAMADA, Extracting User Interests from Text and Image Data Using Gaze Information in Tourism Recommender Systems, International Journal of ICT Application Research, vol.2 no.1, pp.20-30, 2025
- [3] 星野 祐子, 柳川 凜太郎, 清田 真一, 岩佐 周, 石井 英里子, 山田 光穂, 視線を活用した Web 閲覧データに基づくパーソナライズドニュース推薦システムに関する研究, 電子情報通信学会 信学技報, IMQ2023-61, IE2023-116, MVE2023-90, 2024

- [4] 藤原哲, 大場みち子, 山口琢, 奥野拓, 伊藤恵, “特徴語と RDF を用いた情報推薦手法の提案,” 情報処理学会研究報告, Vol.2013-IFAT-112 No.2, 2013.
- [5] A. H. Parizi, M. Kazemifard, “Emotional News Recommender System,” 2015 International Conference of Cognitive Science (ICCS), Institute for Cognitive Science studies, Iran, pp.37-41, 2015.
- [6] Liwei Huang, Mingsheng Fu, Fan Li, Hong Qu, Yangjun Liu, Wenyu Chen, A deep reinforcement learning based long-term recommender system, Knowledge-Based Systems, Volume 213, February 2021, 106706
- [7] F. Wolfgang, R. Yao, K. Enkelejda, “Fully Convolutional Neural Networks for Raw Eye Tracking Data Segmentation, Generation, and Reconstruction,” 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Milan, Italy, 2020.
- [8] F. Wolfgang, K. Enkelejda, “A Multimodal Eye Movement Dataset and a Multimodal Eye Movement Segmentation Analysis,” Association for Computing Machinery. ACM, ISBN, 2021.
- [9] M. Mokaten, T. Kuflik, I. Shimshoni, “Exploring the potential of a mobile eye tracker as an intuitive indoor pointing device: A case study in cultural heritage,” Future Generation Computer Systems, Vol. 81, pp. 528-541, 2018.