

N-gram による視線軌跡からの AOI 推移パターン抽出と軌跡形状の可視化

宮城優里¹⁾(学生会員) Nils Rodrigues²⁾(非会員)

Daniel Weiskopf²⁾(非会員) 伊藤貴之¹⁾(正会員)

1) お茶の水女子大学 2) シュツットガルト大学

Extraction of AOI Transition Patterns by N-grams from Symbolized Eye Tracking Scan-paths and Visualization as Trajectories

Yuri Miyagi¹⁾ Nils Rodrigues²⁾

Daniel Weiskopf²⁾ Takayuki Itoh¹⁾

1) Ochanomizu University 2) University of Stuttgart

{miyagi.yuri, itot} @ is.ocha.ac.jp {Nils.Rodrigues, Daniel.Weiskopf} @
visus.uni-stuttgart.de

概要

画面や広告の閲覧者の視線軌跡を分析することで、人々が何に関心を持っているのかを特定し、商品の推薦や広告デザインの改良などが可能となる。しかし、視線の分析・可視化の手法には複数の課題が残されている。本論文では、これらの課題のうち (1) 複数の関心領域 (AOI) を推移するパターンの可視化, (2) 複数の視線軌跡の差分の可視化, の新たな手法として複数人の視線軌跡に含まれるパターンを可視化する手法を提案する。本手法ではまず Web ページや画像などに階層型 AOI を設定し、その結果を用いて視線軌跡を記号列化する。生成した記号列には N-gram を適用し、AOI 間の推移パターンを抽出する。最後にパターン抽出結果の一覧と特徴的な要素の形状を可視化する。実行結果として、Wikipedia のページとポスターの 2 種類の刺激を観察した際の視線軌跡を可視化した結果を紹介する。これらの結果から、テキスト・図表の間の視線の推移の傾向や、被験者間の差分を効率的に発見できることを示す。

Abstract

The analysis of eye tracking data facilitates the discovery of what people are interested in. Such information can help to improve the design of advertisements or suggest proper products. However, some issues are still left. We focus on the following two tasks: the visualization of long transition patterns among areas of interests (AOIs) and the comparison of scan-paths. In this paper, we propose a new visualization technique to facilitate these tasks. First, we define hierarchical AOIs and convert the scan-paths to strings. We then split these strings into N-grams for the extraction of behavior pattern. Finally, we visualize the results and trajectories of selected patterns. We apply our technique to example cases of scan-paths on several static stimuli. The results show our technique is effective to find patterns of transitions and differences of behaviors.

1 はじめに

視線追跡装置の発達と普及とともに、視線軌跡の分析および可視化の研究が活発化している。画面や広告の閲覧者の視線軌跡を分析することで、人々が何に注意を向け、何に関心を持っているのかを理解できる。これらの情報はウェブページのデザインや店舗内の商品レイアウトの改善などに有用である。このような視線軌跡を分析する手法として、すでに多様な可視化手法が提案されている [1]。それらの手法の中で、視線軌跡の形状を要約して直接描画する表現は直感的であり、可視化の専門知識を持たない人でも容易に内容を理解できる。

しかし、軌跡描画手法には以下の 2 つの課題が残されている。1 つ目は、多数の関心領域 (AOI) を推移するような行動パターンの可視化手法の不足である。AOI とは、画面上のテキスト段落や画像などのオブジェクト、あるいはその一部分を囲むように生成した領域である。視線がどの AOI をどの順序で辿ったのかという情報は、「商品 A を買った人は商品 B にも興味を持つ」といったコンテンツや商品の関連性を示唆することがあり有用である。しかし、複数の AOI を通過した軌跡の形状描画では交差などのために視認性が下がりやすく、描画内容の絞り込みが必要である。2 つ目の課題は、複数の視線軌跡を比較する手法の不足である。多数の人々の間で共通する軌跡は何か、特定の 2 名の軌跡のどこが異なっているのか、といった知見は、典型的・例外的な行動を把握するために有効である。複数の軌跡を比較する主な方法は、複数の軌跡を重ねるか、並べて可視化することである。このような方法では、異なる箇所を観察者が探す負担が大きく、特に軌跡間の差分を見落とす可能性がある。

本論文では、視覚刺激となる静的な閲覧対象物（以下単に「刺激」と称する）を観察した際の視線軌跡を対象として、上記の 2 つの課題を解決するための視線可視化手法を提案する。まず、被験者がウェブページや広告などの刺激を観察した際の視線軌跡を取得する。続いて、刺激の内容にしたがい階層的な AOI を作成する。次に AOI のレイアウトに沿って、取得した視線軌跡を記号列に変換する。生成した記号列にはテキスト分割手法の N-gram [2] を適用し、各 AOI へのアクセスの順序を表すパターンを抽出する。最後に図 1 のような画面上で、抽出したパターンの集計結果と、AOI 間を推移する軌跡の

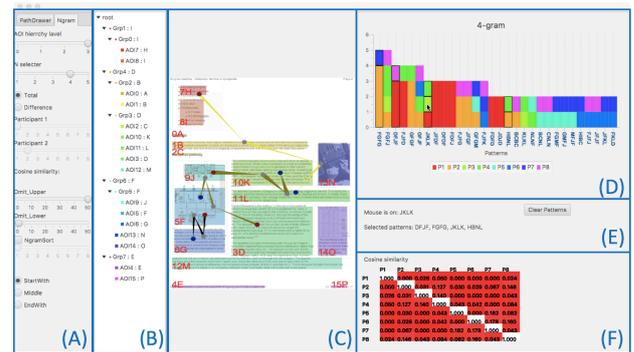


図 1 可視化画面の構成。

形状を並べて可視化する。（(A)～(F)のパネルやビューの詳細は 3.3 節で後述する。）これらの可視化手法の連携により、頻出した視線推移のパターンや被験者間の行動の違いを一目で理解できる。本論文では実行例として、Wikipedia のページと、若年層の飲酒率とその影響について説明した広告の 2 つの刺激を用いた視線軌跡の分析結果を紹介する。

2 関連研究

2.1 視線の推移パターンの分析・可視化手法

視線の推移パターンを分析、可視化する手法の代表例として、軌跡の形状描画によって行動パターンを可視化する手法がいくつか発表されている。Krueger ら [3] はレンズを模したウィンドウを動かすことによる可視化内容の絞り込みを提案した。ユーザは刺激上の特定の地点に注目し、その地点を経由した軌跡があわせてどの場所を通過していたのかを可視化できる。Rodrigues ら [4] は、軌跡を段階的に要約し可視化する手法を提案した。これらの手法では軌跡の形状を要約する一方で、提案手法と異なり交差を減少させる処理を行なわないため視認性に改良の余地がある。さらに頻出したパターンなどの絞り込みにも対応していない。Kübler ら [5] はヒートマップと軌跡描画の 2 種類の方法で絵画鑑賞時の視線を可視化した。動線にはクラスタリングを利用し、軌跡の位置や方向によって階層的に分類した。代表的なパターンを検出可能な一方で、例外的な行動の把握は困難な場合がある。

上記のような形状描画を中心とする手法に加えて、タイムラインで AOI 間の推移の流れを可視化する手法が頻りに用いられている。例えば Yang ら [6] は視線軌跡

が AOI を通過した順序を可視化する手法 Alpscarf を提案した．このような手法では刺激上の AOI の位置を可視化していないため，何らかのパターンを抽出した際にそれが具体的にどのような動きであったのかを把握するのが困難である．さらに，軌跡の形状描画とタイムラインでのパターン可視化を併用する手法も提案されている [7]．このような複合可視化手法では総じて形状描画に関する工夫が少なく，記録された軌跡を忠実に描画するものが多い．そのため，必要以上に細かな行動を描画して視認性を下げやすい．それに対して提案手法では，N-gram での分析結果から特徴的なパターンを絞り込み，特徴的なパターンのみの形状を前提とする点が異なる．

2.2 複数の視線軌跡の比較手法

続いて，軌跡の差分の可視化に着目した研究を紹介する．形状の差分を可視化する手法として，Gu ら [8] は視線軌跡の複合可視化手法である ETGraph を提案した．刺激に重ねての視線の通過点の描画や，凝視時間の比較などが可能である．また Peysakhovich ら [9] は，絵画鑑賞時の視線軌跡の可視化の一例として，コサイン類似度を利用した軌跡の移動方向の違いの算出結果をヒートマップで可視化した．これらの手法では提案手法と異なり，軌跡の中で差分のある部分または共通の行動のみを選出して可視化できないため，描画結果が複雑化する場合がある．

一方で Burch ら [10] は，タイムラインを用いて AOI 間の推移を観察する手法を提案した．共通して通過する AOI からの移動先の分岐など，差分が生じた部分を強調し可視化した点が特徴である．Burch ら [11] は，記号列化した視線軌跡をマトリクス上に描画し，一致部分を強調する可視化手法を提案した．これらの手法では，行動の違いが生じたタイミングを強調して可視化できるが，形状描画機能がないために具体的な動きをただちに理解できないことがある．Blascheck [12] らは radial transition graph を用いて AOI 間の推移パターンを可視化し，それらのグラフを並列に表示して比較する手法を提案した．1つの軌跡を1つのグラフとして表現するため可視化結果の表示には広いスペースを必要とし，差分を発見するにはグラフを見比べる必要がある．



図2 処理手順の流れ.

3 処理手順

図2は提案手法の流れを示したものである．以下の節でそれぞれの処理の詳細について説明する．

3.1 視線データの取得と AOI の定義

まず視線計測器を使用して，被験者 p 人が静的な刺激を観察した際の視線軌跡 $C_i (1 \leq i \leq p)$ を取得する． C_i は座標 c_q ，座標の数 n_i を用いて以下のように定義できる．

$$C_i = \{c_1, \dots, c_{n_i}\} \quad (1)$$

続いて，使用した刺激について階層型 AOI を作成する．階層型 AOI とは，1つの刺激に対して設定した様々な AOI のレイアウトを，それぞれの詳細度に従い階層構造データとして保存したものである．AOI のレイアウトは検出可能な行動パターンの種類に大きく影響し，AOI の位置や面積の異なる複数のレイアウトを用いることで多角的な分析を実現できる．このとき，既存の AOI の一部を統合 (分割) して別のレイアウトを生成し，元のレイアウトの親 (子) ノードとして保存することで，様々なレイアウトを個別に作成するよりも効率的に設定できる．AOI 作成の処理は図3に示すように大きく2つの段階に分けることができる．処理の前半では，基本的に1つのオブジェクトを1つの AOI とするもっとも細かな AOI を設定する．後半では，生成した細かな AOI の一部を統合し大局的な AOI および階層構造を作成する．

最初の処理では手動または自動で細かな AOI を生成する．なお1つの AOI は長方形で表し，3.3節で後述するように AOI と視線軌跡を重ねて可視化する際の視認性を維持する．自動生成では，図3の(1)~(4)のように刺激の色情報に基づいて図やテキストの位置を推定し AOI を設定する．各処理の内容は以下の通りである．

(1) 刺激にモザイク化とポストリゼーションを適用し，

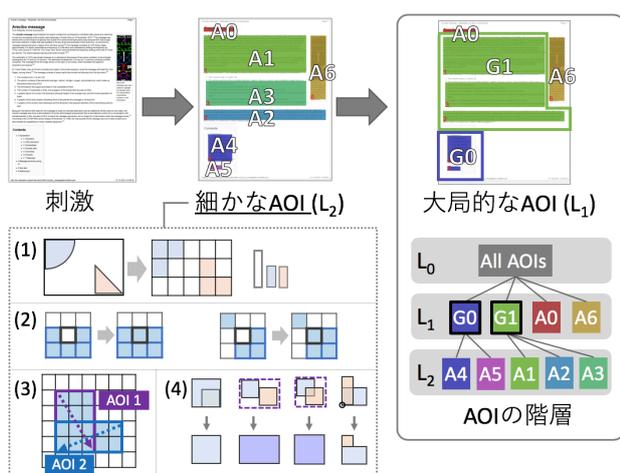


図3 階層型 AOI の生成の流れ。

最も出現率の高い色を余白の色として選出する。その他の色はオブジェクトの色とする。

- (2) 一部の余白をオブジェクトの色で塗りつぶし、オブジェクトの色の領域を単一の長方形または複数の長方形を組合せた形状に近づける。
- (3) オブジェクトの色の領域を長方形で囲み仮の AOI とする。
- (4) 重複した AOI の形状を変更し、1つの AOI に統合または隣接した2つの AOI に変形する。

一方で、AOIの詳細な調整が必要な場合には手動で AOI を設定することもできる。手動設定ではマウス操作で刺激上のオブジェクトを1つずつ囲み、単一の AOI の設置を繰り返す。この時、すでに作成した AOI の境界線と最後に追加した AOI の境界線の距離が閾値以内である場合には、最後に追加した AOI の境界線に隣接させ、AOI の重複や微細な隙間の発生を防ぐ。

ここまで設定した AOI を用いて、大局的な AOI と階層構造を設定する。ユーザは刺激上に表示した複数の AOI を選択してグループ化し、1つの大きな AOI として設定できる。複数のグループを組み合わせることでさらに大きな AOI を生成することも可能である。ユーザが主観的にグループ構造を設定することで、「近接した AOI を統合する」「図表をまとめてグループ化する」等の多様な基準で AOI を設定できる。その一方で、作成済みの AOI から大局的な AOI を作成することで、効率的に AOI の種類を増やすことを可能としている。作成した階層型 AOI は、図3で例示したように図示できる。ここ

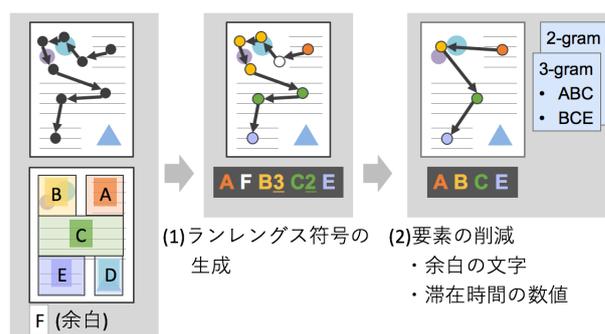


図4 視線軌跡の記号列化と N-gram の適用。

で k を階層、すなわち生成した AOI の細かさのレベルと定義し、 L_k を対応する深さの AOI のレイアウトとする。階層構造の深さを h とおくと、ユーザは h 種類のレイアウトを用いて視線軌跡を分析できる。

3.2 記号列化と N-gram によるパターン抽出

続いて、著者らが過去に発表した記号列化の手法 [13] と類似した方法を使用し、AOI のレイアウトにしたがって視線軌跡を記号列化する。さらに N-gram を用いて、これらの記号列を N 文字ごとに分割し得られた要素の内容を確認する。これらの処理によって視線軌跡が経由した AOI の種類と順序を明示し、特定の被験者が連続して注目した AOI の組み合わせ (パターン) を抽出できる。図4は処理の流れを示したものである。まず、最も詳細な AOI レイアウト L_h の各 AOI 及び余白にそれぞれ異なる文字を割り振る。この結果を用いて、3.1 節で生成した視線軌跡 C_i を記号列 C'_i に変換する (図4(1))。続いて、 C'_i にランレングス符号化を適用した結果を R_i とする。 R_i は視線が通過した場所 (いずれかの AOI または余白) m_j と、 m_j にとどまった時間の長さ t_j を交互に配置した記号列となる。この時点でランレングス符号 R_i は最も詳細な AOI のレイアウトを反映しており、細かな動きの情報を含んでいる。ここで R_i を大局的な AOI 内の推移を表すコードに変換し、大局的な動きを表す記号列も生成する。なお、あるグループを表す記号は、そのグループが内包する AOI のうち最も面積の大きい AOI と同一の記号とする。これは大局的な記号列を用いて軌跡の形状を可視化する (3.3 節参照) 際に、小さな AOI に軌跡が密集し視認性が下がることを防ぐためである。このようにしてすべての L_k について記号列を作成し、1本の視線軌跡から h 個の記号列を生成する。

続いて、生成したランレングス符号から AOI 間の推

移パターンを検出する。前処理として図 4(2) のように、記号列から余白を表す文字と凝視時間を表す数値 t_j ，さらに t_j が閾値以下である記号 m_j を削除する。その結果、記号列は被験者が主体的に注意を向けた可能性が高い AOI を表す記号のみを保持し、代表的な AOI 間の推移を明示した状態となる。これらの記号列に N-gram を適用し、連続して経由した AOI のパターンを抽出する。N-gram はテキスト分析などに多用されている手法であり、パターン分析手法の中でも実装が容易で、小規模データにも適用可能であるなどの理由から採用した。最後に、N-gram の結果から 2 人の被験者間のパターン数の差分を比較する。検出されたパターンの種類や出現数の差分をとるほか、同一の AOI に基づいた記号列 p 本について被験者ごとの記号列間のコサイン類似度を計算し、軌跡全体の類似度を数値化する。

3.3 軌跡形状とパターン抽出結果の可視化

最後に、N-gram でのパターン検出結果を可視化する。可視化画面は図 1 で示した (A)~(F) のパネル・ビューを含み、それぞれの機能の概要は以下の通りである。

- (A) 可視化するデータセットの選択、パラメータ調整
- (B) AOI の階層構造の表示
- (C) 刺激、AOI のレイアウト、パターン形状の可視化
- (D) N-gram でのパターン抽出結果の可視化
- (E) (C) で可視化した記号列のリストの表示
- (F) 各被験者の記号列間のコサイン類似度の可視化

以上の 6 つのビューのうち主要な 2 つの可視化機能である (C) と (D) の内容について説明する。まず (D) では、ユーザは AOI の細かさ k 、N-gram で検出するパターンの長さ N を設定し、可視化の内容を「総計」「差分」の 2 種類から選択できる。「総計」では検出されたパターンの合計数を可視化し、「差分」では (A) で指定した 2 人の被験者間の差分を可視化する。X 軸は個別のパターンに該当する記号列を表し、Y 軸の値はそれらの出現頻度を表す。X 軸については、「全体で出現数の高い順」「特定の被験者が多く含んでいた順」のようにソートできる。色は個別の被験者を表し、複数の色で構成される棒は多数の被験者に共通する行動を意味する。

続いて、(C) の内容について説明する。まず AOI ビューの背景として、明度を高めた刺激と半透明の AOI を表示する。このように描画することで、AOI の位置を示しながらも、この後に重ねて描画する軌跡の形状の視認

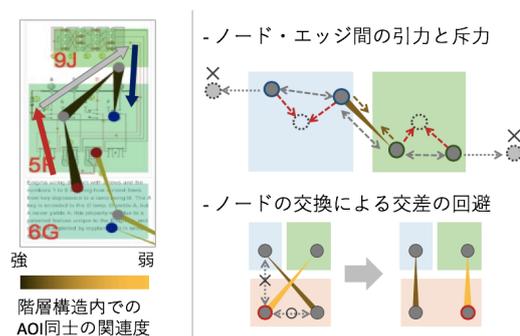


図 5 グラフの描画手法。

性を妨げないようにする。各 AOI の左下の角の付近には ID と及び割り当てられた記号を表示する。AOI の色は以下の手順で決定し、ユーザが指定した階層構造を反映する。最初に階層構造の葉にあたる各 AOI のコストを 1 と指定し、これをもとにすべての親ノード (AOI のグループ) のコストを子ノードのコストの合計値として算出する。次に AOI 数と同数の、それぞれ色相の異なる色を選出し、色のリストを作成する。このリスト内の色を、ROOT ノードから順に割り振る。各ノードには受け取った色のリストの先頭の 1 色を割り振り、さらにその子ノードにコストと同数の色を分配する。子ノードが複数ある場合にはリストを分割し、それぞれに異なる色を分配する。これにより近いグループの AOI 同士は類似した色で表現できるほか、ユーザが使用する L_k を変更した際にも極端な色の変化が起こりにくく視認性を維持できる。以上の刺激と AOI の上に、パターン形状をあらわす力指向グラフを描画する。まず、(D) の中で棒を選択するか (C) 内の AOI を選択して可視化するパターンを決定する。AOI を手動選択することで、始点、終点、通過点のいずれかとしてその AOI を含むパターンを検索して可視化できる。

図 5 は描画するグラフの例である。選択したパターンが通過した AOI の内部にノードを配置し、ノードを連結するエッジで AOI 間の推移を表現する。赤いノードはパターンの始点、青いノードはパターンの終点である。始点・終点のどちらにも該当しないノードは灰色で描画する。エッジの色は連結された AOI 間の関連性の強さを表し、1 つの記号列が大きく異なるグループに所属する AOI を連結していた場合には黄色に近づける。これにより、ユーザが想定していなかった AOI 間の結びつき

を可視化できる。これらのノードとエッジを、基本的な力指向グラフのレイアウトに以下の制約を追加した方法で配置する。まず、AOIの中心から内包するノードを引き寄せる力を発生させることで、ノードがAOIの境界線と重なって視認性が下がらないようにする。また、エッジの交差を回避する処理として、交差した2本のエッジから1つずつ共通のAOIに所属するノードを選出できる場合には、それらのノード位置の交換を適用する。このように配置を特定することで、視線が経由したAOIの位置や順序を正確に示しながらも、特に同一のAOI内でのエッジの密集や交差を回避し視認性を維持できる。

4 実行結果

本章では、提案手法を用いて2種類の静的刺激を観察した際の視線軌跡のパターンを分析し、可視化した結果を紹介する。本実験では8人の被験者 P_i に2種類の刺激を90秒間自由に観察させて視線軌跡を記録し、合計16本の軌跡を取得した。計測器にはTobii Pro T60 XLを使用し、ディスプレイ上の視線の座標を取得した。視線軌跡の分析にN-gramを適用する際には、 N の値を小さな値に設定することが推奨されているため[14] N を2,3,4,5に設定した。

4.1 ケース A : Wikipedia のページ

まず刺激に自動AOI生成を適用して深さ h が3となる階層構造を設定し、この結果に基づいて8本の軌跡を記号列化した。図6はもっとも細かなAOI(L_3)の中での視線の推移を可視化したものである。左側の可視化結果は、8本の視線軌跡から3-gramで検出したパターンのうち○で囲んだテキスト段落のAOIを終点とするパターンを可視化したものである。この結果では、パターンの始点を示す赤いノードが左側の図や導入文に集中している。さらに、○で囲んだAOIのすぐ上に位置するテキスト段落に多数の灰色のノードが描画されており、これらのテキストが図や導入文に目を通した後に順番通りに読まれていたことが示唆される。その一方で、左上の目次を始点とする黄色のエッジのように、最初のテキスト段落を迂回し右上の図を経由する動きも少数存在したことがわかる。図6の右側の図は4-gramで抽出したパターンのうち、○で囲んだテキスト段落を経由したパターンを可視化したものである。多くの赤いノードが刺激の右側のAOIに存在し、青いノードが左側の図の上

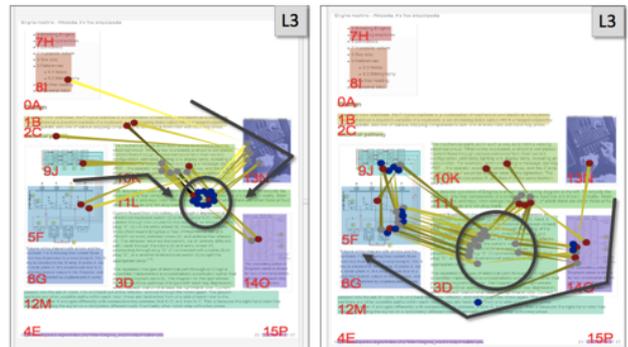


図6 詳細なAOI(L_3)を用いての、段落間の視線推移分析結果。

に集まっている。さらに、○で囲んだテキスト段落の次の段落に直接移動しているパターンは存在しない。したがって、多くの被験者は図表やテキストを経由しながら、刺激の右側から左側に向かうように目線を動かしていたことがわかる。これらのように、頻出したパターンや、連結されたAOIの関連度をAOI上で可視化できた。

続いて、被験者間の差分を可視化した事例を例示する。 k を1として4つのAOI(1. 目次(赤), 2. 本文(茶), 3. 図表(青), 4. フッター(紫))に分割したAOI(L_1)を選択し、3-gramによってパターンを検出した(図7)。被験者間のコサイン類似度をマトリクスで可視化すると、特に P_1 , P_3 , P_5 に該当する列(行)が低い類似度を意味する赤で着色された。棒グラフのうち左端の2本の棒は、中心的な行動であるテキスト領域と図表領域の推移を表し、特に P_1 と P_5 がこのような推移を他の被験者よりも多く繰り返していたことを示している。また、棒グラフの右側には P_3 に該当する黄緑色のバーが3つ描画されている。これらはいずれも「目次、本文、図表の間の連続的な推移」という P_3 の独自の行動を表したものである。このように、被験者 P_1 , P_3 , P_5 が他の被験者と大きく異なる行動を取っていたことを可視化できた。

4.2 ケース B : 飲酒の影響についてのポスター

続いて、ケースAよりも複雑なレイアウトを持つポスターを刺激として用いた事例を紹介する。この事例では色情報からの余白部分の推定が困難だったため、著者が手でAOIの位置を設定した。図8は4-gramで抽出したパターンのうち、出現数の多かったものを可視化したものである。まず、もっとも多かった行動は黒い○で囲んだ左上のテキストやイラストを推移する動きで、

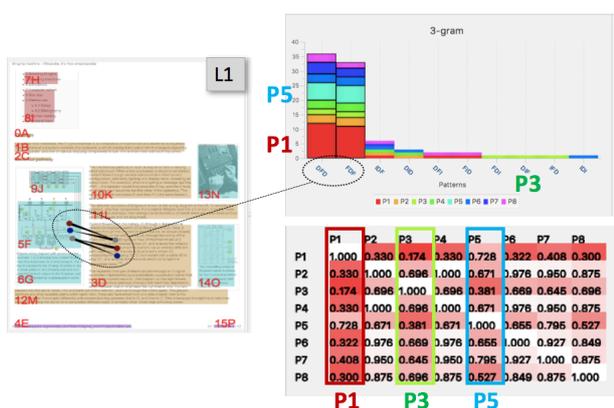


図7 大局的な AOI(L₁)での差分比較結果.

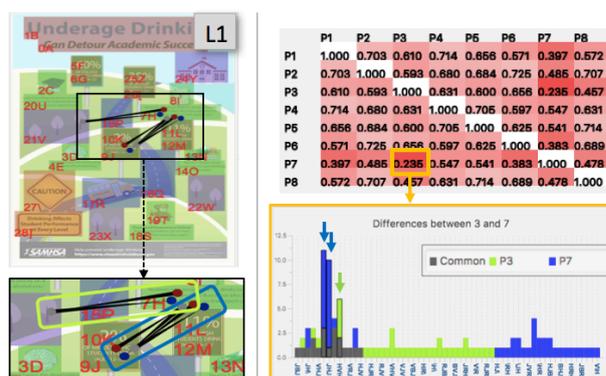


図9 被験者 P₃ と P₇ の差分比較.

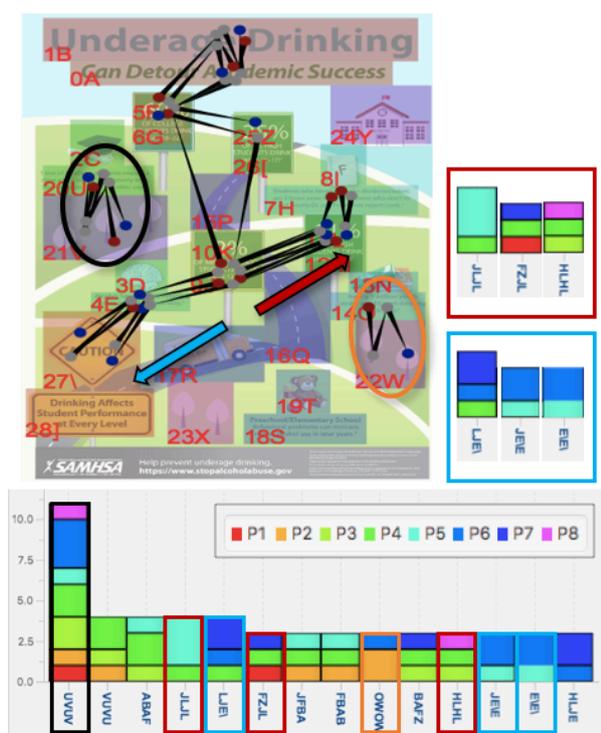


図8 頻出パターンの可視化結果.

棒グラフの色から P₇ を除く 7 人の被験者がこの行動をとっていたことがわかる。大きな動きとしては、上部のタイトルから中央の看板 (J) に到達したのちに、右の看板 (L) やテキスト (H) に向かう赤のパターンと、左の黄色い看板 (I) に向かう青のパターンの 2 種類があったことがわかった。該当する棒の色から、両方のパターンを含んでいたのは被験者 P₄, P₅, P₇, 赤のパターンのみを辿ったのは P₁, P₈, 青のパターンのみを辿ったのは P₆ というように、行動にばらつきがあったことがわ

かる。この他に、P₂ や P₆ がオレンジ色の○で示した右下のテキストに注意を向けていたことも読み取れる。

図 9 は被験者間の差分を可視化した結果である。(1) タイトル (2) 正方形のボード 4 つの上側の数値 (3) 正方形のボード 4 つの下側のテキスト (4) 芝生の上のイラスト (5)(4) の下のテキスト (6) 木のイラストの 6 つの AOI グループに分割した結果を用いた。まずマトリクスから最もコサイン類似度の低い被験者ペア P₃ と P₇ を選出し、棒グラフで各被験者が含むパターンを可視化した。共有するパターン (灰色の領域を含む棒) は全パターンの 3 割弱であり、これらの中にも出現数が大きく異なる 3 つのパターン (矢印) がある。これらの 3 つのパターンを AOI 上に描画した結果、P₃ は (5) のテキストと (6) イラスト間の推移が多く、P₇ は (5) のテキストと (3) のボードの間の推移が多いという違いが見られた。

5 考察

ケース A・B ともに、軌跡形状の描画とパターン抽出結果の一覧表示の 2 種類の可視化手法を組み合わせることで、特徴的なパターンを絞り込んで可視化できた。ここで、我々が 1 章で提示した 2 つの課題について振り返る。1 つ目の課題は、複数の AOI を通過するパターンの可視化である。最初に各パターンの出現数を可視化し、注目に値するパターンのみを形状描画するようにしたことで、複数の AOI を経由する比較的長い形状のパターンであっても視認性を維持しながら可視化できた。このとき、既存の形状描画手法のように代表的な動きのみを残すように軌跡を要約するのではなく、例外的な動きも可視化したことで、特定の被験者のみの行動を発見でき

た。さらに力指向グラフを用いたことで、特定の AOI 内を始点としたエッジの中で同じ方向を向いたエッジをまとめた位置に描画し、AOI 内での交差を回避できた。2 つ目の課題は、複数の視線軌跡の比較である。N-gram の「差分」の可視化画面で共通の行動と例外的な行動を分類して提示し、ユーザがその中から関心を持ったパターンのみを選択することによって共通部分、あるいは異なる部分のみを可視化し、それがどのような行動であるのかを形状描画で示すことができた。このように、差分・共通部分のみを絞って一画面で提示できた点は、既存手法には見られなかった結果であると考えている。

一方で今後の課題として、 N を 4,5 にした際に、共通するパターンをほとんど検出できなかった点がある。つまり、長大なパターンの発見には現在の実装は不十分であるといえる。この解決策として、部分的に共通しているパターンを同一視するなどの改善を試みたい。

6 まとめ

本論文では、複数の視線軌跡から共通のパターンを抽出し、可視化する手法を提案した。N-gram の結果と力指向グラフでの軌跡形状描画を組み合わせることで、特徴的なパターンを発見し、同時にそれがどのような動きであるのかを直感的な表現方法で示すことができた。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP17J02298 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] T. Blascheck, K. Kurzhals, M. Raschke, M. Burch, D. Weiskopf, and T. Ertl. Visualization of eye tracking data: A taxonomy and survey. In *Computer Graphics Forum*, Vol. 36, pp. 260–284, 2017.
- [2] C.E. Shannon. Prediction and entropy of printed english. *Bell Syst. Tech. J.*, Vol. 30, pp. 50–64, 1951.
- [3] R. Krueger, S. Koch, and T. Ertl. Saccadelenses: interactive exploratory filtering of eye tracking trajectories. In *2016 IEEE Second Workshop on Eye Tracking and Visualization*, pp. 31–34, 2016.
- [4] N. Rodrigues, R. Netzel, J. Spalink, and D. Weiskopf. Multiscale scanpath visualization and filtering. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Eye Tracking and Visualization*, pp. 1–5, 2018.
- [5] T. Kübler, W. Fuhl, R. Rosenberg, W. Rosenstiel, and E. Kasneci. Novel methods for analysis and visualization of saccade trajectories. In *Computer Vision – ECCV 2016 Workshops*, pp. 783–797, 2016.
- [6] C. K. Yang and C. Wacharamanatham. Alpscarf: Augmenting scarf plots for exploring temporal gaze patterns. In *Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–6, 2018.
- [7] D. Rudi, P. Kiefer, and M. Raubal. Visualizing pilot eye movements for flight instructors. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Eye Tracking and Visualization*, pp. 1–5, 2018.
- [8] Y. Gu, C. Wang, R. Bixler, S.D’ Mello. Et-graph: A graph-based approach for visual analytics of eye-tracking data. *Computers & Graphics*, Vol. 62, pp. 1–14, 2017.
- [9] V. Peysakhovich and C. Hurter. Scanpath visualization and comparison using visual aggregation techniques. *Journal of Eye Movement Research*, Vol. 10, No. 5, pp. 1–14, 2018.
- [10] M. Burch, A. Kumar, and K. Mueller. The hierarchical flow of eye movements. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Eye Tracking and Visualization*, pp. 1–5, 2018.
- [11] M. Burch, K. Kurzhals, N. Kleinhans, and D. Weiskopf. Eyemsa: Exploring eye movement data with pairwise and multiple sequence alignment. In *Proceedings of the 2018 ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications*, pp. 1–5, 2018.
- [12] T. Blascheck, M. Schweizer, F. Beck, and T. Ertl. Visual comparison of eye movement patterns. *Comput. Graph. Forum*, Vol. 36, No. 3, pp. 87–97, 2017.
- [13] Y. Miyagi, M. Onishi, C. Watanabe, T. Itoh, and

M. Takatsuka. Classification and visualization for symbolic people flow data. *Journal of Visual Languages and Computing*, Vol. 43, pp. 91–102, 2017.

- [14] M. Reani, N. Peek, and C. Jay. An investigation of the effects of n-gram length in scanpath analysis for eye-tracking research. In *Proceedings of the 2018 ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications*, pp. 1–8, 2018.

宮城 優里



2015 年お茶の水女子大学理学部情報科学科卒業。2017 年お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科理学専攻博士前期課程修了。現在、お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科理学専攻博士後期課程に在学中・日本学術振興会特別研究員 (DC1)。

Nils Rodrigues



Nils Rodrigues is a doctoral researcher at the Visualization Research Center (VISUS) of the University of Stuttgart, Germany. He received his diploma (MSc) degree in computer science from the University of Stuttgart, Germany (2013). His research interests include information visualization, visual analytics, eye tracking, and graphical user interfaces.

Daniel Weiskopf



Daniel Weiskopf is a professor at the Visualization Research Center (VISUS) of the University of Stuttgart, Germany. He received his Dr. rer. nat. (PhD) degree in physics from the University of Tübingen, Germany (2001), and the Habilitation degree in computer science at the University of Stuttgart, Germany (2005). His research interests include information visualization, scientific visualization, visual analytics, eye tracking, human-computer interaction, computer graphics, and special and general relativity.

伊藤 貴之



1990 年早稲田大学工学部電子通信学科卒業。1992 年早稲田大学大学院理工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年日本アイ・ビー・エム (株) 入社。1997 年博士 (工学)。2000 年米国カーネギーメロン大学客員研究員。2003 年から 2005 年まで京都大学大学院情報学研究科 COE 研究員 (客員助教授相当) 兼任。2005 年日本アイ・ビー・エム (株) 退職、お茶の水女子大学理学部情報科学科助教授。2011 年同大学教授。2011 年から 2017 年まで同大学シミュレーション科学教育研究センター長。2019 年から同大学文理融合 AI・データサイエンスセンター長。ACM, IEEE Computer Society, 芸術科学会, 他会員。