

視線と頭部動作情報を用いた歩行中の迷子状態検出手法

宮前 貴大¹ 双見 京介¹ 村尾 和哉¹

概要：本研究では視線計測装置から得られた視線データおよび頭部の加速度、角速度データから人の迷子状態を検出する手法を提案する。提案手法は迷子区間がアノテーションされた学習データから迷子区間のモチーフと非迷子区間のモチーフを抽出し、迷子区間と非迷子区間に共通で現れるモチーフを迷子区間のモチーフから除去することで迷子区間特有のモチーフを抽出する。大阪地下街で実施した評価実験の結果より、迷子区間特有のモチーフを抽出できたが、他セッション、他ユーザへの適用にはさらなる調査が必要であることが分かった。

1. はじめに

スマートフォンの普及により、人々はGPSやWi-Fi基地局、携帯電話基地局などを利用した測位技術で現在位置を取得し、自身の周囲の地図の閲覧や現在地から目的地までの経路探索、乗換案内ができるようになった。しかし、それにもかかわらず多くの人は、空港や鉄道駅から外に出た途端、分岐、案内の消失時に目的地までの経路や移動手段が分からなくなったり、現在進んでいる経路に確信がもてなくなり、スマートフォンで地図を見たり、空を見上げて方位やビルとの位置関係を確認したり、案内板や建物の名称から周辺のさまざまな情報を取得しようとする。このような道に迷う状態を本研究では迷子状態と呼ぶ。迷子とは一般的には子供が親などから離れてしまった状態を指すことが多いが、本研究では大人を対象とし、進むべき経路や現在進んでいる経路が目的地に到達する正しい経路であることに確証をもてない状態を迷子状態とする。

関東在住の30代～40代の男女500名に行った迷子状態に関するアンケートの結果、41.8%の人が迷子状態を経験したことがあると報告されている^{*1}。迷子状態になることは、予定時刻への遅れや、精神的・身体的な疲労をまねく。迷子状態を検出することで、詳細な経路情報の提示や、経路が正しいことの提示などの支援を実現できる。人の状態に応じたナビゲーションに関する研究[18]が存在するが、ヒトの歩行や静止などの移動状態に応じて提示する情報の粒度を変化させるものであり、本研究で着目している迷い

の概念は含まれていない。

また、迷子状態に陥ったとしても、多くの場合で最終的には目的地に到達できる。偶然目的地に到達したり、偶然正しい経路に復帰するなどの場合を除き、迷子状態において何かの情報を取得することで非迷子状態に復帰したと考えられるため、迷子状態を検出することで人が目的地に到達するためにどのような情報をどのように収集したか、どのような情報が有益であるかが明らかになり、大量のデータを収集・解析することで、土地ごとの迷いやすさの定量化や、効果的な案内の掲示など都市計画に活用できる。高木は視線移動に基づく迷いの検出[19]を提案しているが、デスクトップ環境下でのコンピュータとのインタラクションにおける迷いが対象であり、ヒトの移動にそのまま適用できるかは不明であり、センサを用いた迷いの定量化といった、迷いに対する情報科学的アプローチはこれまでに行われていない。

スマートフォンなどのモバイル機器を利用して迷子状態に陥らせないように情報提示する技術が広く普及している。例えば、地図アプリ^{*2}や、ルート検索^{*3}、方向と距離だけを提示するナビゲーション^{*4}などがある。また、迷子状態を起こす地理的な要因を分析する研究[5]や、迷子状態を起こしやすい人の特徴を分析する研究[6]があり、このような知見は土地開発や迷子状態の解明のために活用されている。

本研究では、視線と頭部動作の情報を用いて歩行中の迷子状態を認識する手法を提案する。視線の動きと迷子状態に関連があることを示唆する知見を踏まえて、頭部や視線

¹ 立命館大学情報理工学部

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

^{*1} 株式会社エンプライズ: 新・社会人の方へ送る先輩たちの「迷子・遅刻」に関する調査レポート <https://prt-times.jp/main/html/rd/p/000000005.000012737.html>

^{*2} Google LLC:Google マップ <https://maps.google.co.jp>

^{*3} 株式会社ナビタイムジャパン:NAVITIME <https://www.navitime.co.jp>

^{*4} Waaaaay! (うえーい!) <http://waaaaay.com/>

の動きにユーザの迷子状態が表れると仮説を立てている。提案手法は、視線計測装置を使用して歩行中の視線と頭部加速度・角速度を取得し、事前に与えられる迷子状態の区間のデータから迷子状態特有のモチーフを抽出して、未知のデータから迷子状態を検出する。

2. 関連研究

本節では迷子および視線情報分析に関する研究を紹介する。

2.1 迷子要因の分析

迷子状態を起こす要因を人の認知的な部分と、土地構造的な観点から分析する研究がある。人間の空間認知や注意力から人が道に迷う要因を議論している研究として、山本ら [5] は、7種類の角度の異なる曲がり角がある通路を用いて人間の方向推論を分析する実験を行い、人間の方向推論は進行方向に対して前後左右の4方向にそれぞれの斜めを加えた8方向を参照軸とした定性的な推論になることを明らかにした。そのため、人間は進行方向から45度未満の曲がり角ではそのまま進行方向と認識して方角がずれていることに気づかず、道に迷っていることにも気づかず進んでしまうことを明らかにした。新垣 [7] は、人の迷いやすさによる道を覚える過程の違いを明らかにするため、インタビューを通じた経路に関する記憶実験や経路を再現する描画実験を行った。その結果、道に迷いにくい人は周囲から移動に役立つ情報を効果的に得ており、それゆえに道中の風景を効率的に記憶していると述べている。一方で道に迷いやすい人は、歩いた経路の初めと終わりしか記憶しておらず、他の歩行者や走っている車などの動的な情報ばかりを記憶していた。そのため、道に迷いやすい人は道中で獲得する情報や知識に偏りや不足があり、正しく脳内で認知する地図を構成・補正できないと分析している。この研究の結果より方向音痴の人はルートマップの情報量そのものが少ないということから、迷う前はあまり周りを意識してきていないのではないかと考えている。神山ら [6] は視線のログから迷子要因の分析を行うため、歩行中の視線データを取得する実験を行い、インタビューによって評価した。その結果、道に迷った人の特徴的な行動として、自身が向かう方向が正しいと思い込んでおり、周囲をあまり見ることがなく進んで行くということ、そして行くべき方向がわからなくなり、周囲を過度に見渡すといった行動が行われると明らかにしている。迷いやすい人は自分が迷ったと思っていないときはあまり周りを見ずに、迷ってしまったと気づいたときは過度に周りを視線を動かしているということがわかる。

これらは迷子要因を分析する研究であるが、本研究は人のセンシングによって人の迷子状態を検出する手法を提案するものである。また、既存研究より視線と迷子状態には

関係があると仮説を立てて、本研究では視線や頭部動作から迷子状態の検出をする。提案手法によって既存研究における迷子要因の分析に応用できると考えている。

2.2 迷子を防止する研究

人が道に迷うことを防止する研究も多数行われている。略地図を生成することで道に迷うことを防止する研究として、馬場口ら [16] は地図情報や道路ネットワークを用いて経路を探索し、略地図と案内文の作成を行い、それらを提示することで経路情報の理解を向上させている。二宮ら [9] は、人間の方向判断基準を考慮した地図の簡略化アルゴリズムを提案・実装することで、小さい画面でも見やすく迷いにくい略地図の生成を可能としている。スマートフォン用地図アプリケーションも、画面サイズに適したナビゲーションを実装している。

視認性が高いランドマークを用いて、分かりやすい経路を示すナビゲーションを実現することにより、道に迷うことを防止する研究についても多数取り組まれている。Duckham ら [10] は、ランドマークを使った経路選択を自動化するため、視認性の高いランドマークの評価手法を提唱し、ランドマークに重きを置いた経路探索手法を提案した。中澤ら [11] は、ランドマークの認知度の算出に用いられる象徴性・場所性・記号性・視認性の4つの特性の中から象徴性と場所性の2つに注目し、ランドマークの強さを象徴性と相対的な場所性を合成して算出できるモデル式を立てた。さらに、これを簡略化することで小型タブレット端末でのアプリケーションとしての実装を可能にし、街中での歩行実験を行うことでシステムの有効性を検証した。森永ら [12] は、局所的な点、横断的な線、認知性の高い面の3つのランドマークを複数用いることで、迷いにくくするナビゲーションシステムを開発し、歩行実験によって有用性の検証を行っている。

これらの研究では、ランドマークを使った経路ナビゲーションが視覚的に有効な手段として用いられているが、ほとんどの評価実験では、車載ビデオやGoogleストリートビューを用いた評価実験であり、実環境ではない。仮想的な実験では、移動方向や視界の制約があるため、実地での実験が必要であると考えられる。

2.3 歩行中の視線を記録する研究

歩行中の視線や視界を記録する研究も行われている。松下ら [13] は屋外の巨大迷路にて、北濱ら [14] は小規模の屋内の迷路にて、鈴木ら [15] は地下鉄駅舎構内にて、それぞれ歩行者が次にどの経路を進むべきかなどを探索して歩行する際の眼球運動を測定しており、経路学習中の注視行動の変化や中止と歩行の関係などについて分析している。これらの研究では次にどのような経路に進むのかの判断において、視線をどう動かしているのかに注目している。北濱

ら [14] は室内に作成した小型の迷路を用いて、視線パターンを調査した。この結果より初めての通路を通った時は注視と頭部と体の関係がバラバラになることが明らかになっている。また初回は、視線の動きは視線の方向が不規則に変化する注視パターンであり、頭部の動きは進行方向とは関係なく左右に細かく回転する動きであることがわかっている。鈴木ら [15] は地下鉄駅舎にて人の視線データを取得し注視行動の基本的特性などを分析した。結果では経路学習が進むと壁や柱、案内板への注視が減少し、床や天井への注視が増加するということが明らかになっている。これは、経路学習が進んだ時だけでなく注意して歩行していないとき、つまり道に迷っていないときや道に注意を払う必要がない一本道などでも適用されるのではないかと考える。また、神山ら [8] は迷った人は周囲を見た回数が増え、迷子状態になった時に標識などやランドマークなどを確認すると報告している。

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

提案手法の流れを図 1 に示す。ユーザが装着している視線計測装置から視線データおよび加速度、角速度データを取得する。視線座標に対して Fixation フィルタを適用して注視点 (Fixation) を選出する。同時に加速度、角速度の近似を行う。そのうち、視線データ、加速度データ、角速度データをシンボル列に変換する。学習フェーズでは、事前に与えられた迷子状態の区間がアノテーションされた学習用データから迷子状態のみに頻出する部分シンボル列をモチーフとして抽出する。そして、検出フェーズでは、未知のデータをシンボル系列に変換し、迷子状態のモチーフを検索する。検出されたモチーフの頻度が高い区間を迷子状態として検出する。

3.2 データの取得

本研究では視線計測装置として Tobii Pro Glass 2^{*5}を使用する。Tobii Pro Glass 2 は眼鏡型のヘッドユニットとポケットなどに格納するレコーディングユニットから構成される。ヘッドユニットの重量は 45g で、片目につき 2 個のカメラによって視線計測を行う。また、加速度センサ、角速度センサ、フロントカメラ、マイクが搭載されている。レコーディングユニットの重量は 312g でバッテリーや SD カードが搭載されている。取得したデータは SD カードに記録され、その後の提案手法の処理は計算機に取り込んでから行う。

3.3 データの近似

取得した加速度、角速度データは約 100Hz のサンプリ

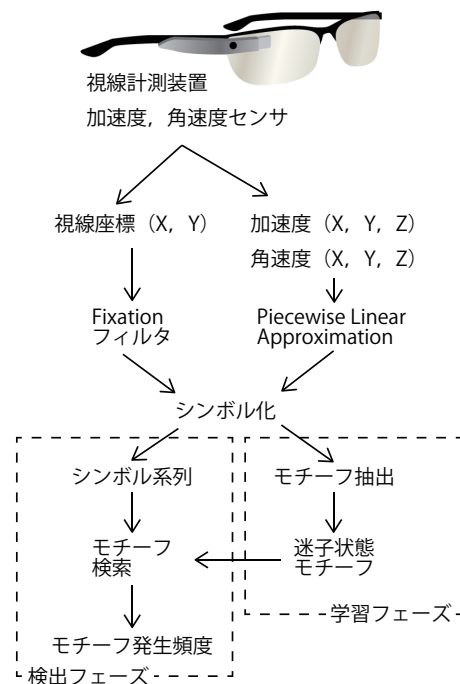


図 1 提案手法の流れ

ングレートであり、人間の動作のセンシングには十分に高い周波数である。一方で、人間の首振りなどの動作はどれだけ高速に行っても 1 秒間に数回程度であり、微細な振動は人間の動作によるものではないため、近似することで人間の動作由来の変化のみを取り出し、かつデータサンプル数を削減する。加速度データと角速度データは波形の形状を残しつつ近似する手法として Piecewise Linear Approximation (PLA) を用いる。PLA は波形を可変長の区間ごとに線形近似する手法であり、その実装としてオンライン処理可能で近似性能の高い Sliding Window and Bottom-Up (SWAB) [1] アルゴリズムを採用する。加速度センサに対する SWAB の利用は先行研究においてもその効果が確認されている [2], [3]。SWAB の詳細なアルゴリズムは文献 [1] を参照していただきたい。加速度センサの 3 軸および角速度センサの 3 軸それぞれに SWAB を適用する。

一方、視線データは視点の X 座標と Y 座標の時系列データであるが、生データの座標をそのまま解析に用いるのではなく、通常は視点の変化が小さい区間である注視点 (Fixation) と注視点と注視点を移動する区間であるサッケード (Saccade) に分類される [17]。また、瞬きなどによって視線データが取得できない区間も存在する。本研究では Tobii 社が提供しているソフトウェア Tobii Pro Lab に実装されている Fixation フィルタを用いることで、視線データを Fixation, Saccade, Unclassified (不明), EyesNotFound (未検出) に分類し、Fixation の情報のみを利用する。

^{*5} <https://www.tobiipro.com/ja/product-listing/tobii-pro-glasses-2/>

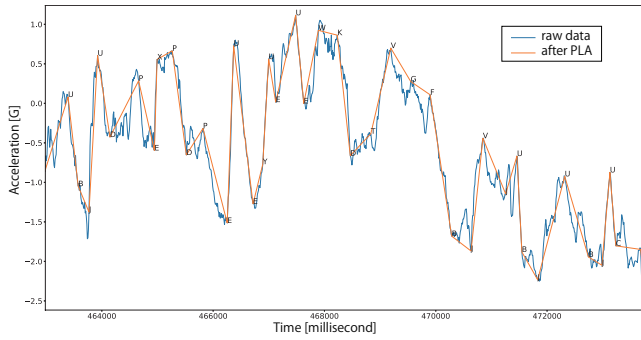


図 2 生データ, Piecewise Linear Approximation, シンボル化後の加速度データ

3.4 シンボル化

SWAB による近似後, センサの時系列は線分の系列となる。線分の系列を文字などのシンボルで離散化して, シンボル系列に変換する。これによりシンボル系列に頻出する部分シンボル系列をテキストマイニングの技術を使って抽出できる。時系列を区間ごとに区切り, 各区間をシンボルに変換する手法を Symbolic Aggregation Approximation (SAX) [4] と呼ぶ。提案手法では文献 [3] で用いられている, 連続する 2 つの線分の傾きの組合せを 1 文字に変換する。具体的にはひとつの線分の傾きを 5 分割することで, 連続する 2 つの線分の傾きの組合せは 25 通りとなる。これをアルファベットの A から Y までの 25 種類に置き換える。加速度と角速度のデータをこの方法によってシンボル化する。

視線データに関しては, Fixation 間の Saccade の移動量と角度を量子化する。移動量を 5 分割, 角度を水平右方向を 0 として, $\pi/2$ ごとに区切って 4 分割し, それらの組合せから 20 種類に分類し, A から T までのアルファベット 1 文字に変換する。視線データをこの方法でシンボル化する。生データ, PLA, シンボル化後の加速度データを図 2 に示す。図中の PLA 後の波形の頂点に表示されているアルファベットがその頂点の左右の線分に対応するシンボルである。

3.5 モチーフ抽出

シンボル化によって時系列波形が長いひとつの文字列となる。モチーフ抽出では文字列中に複数回出現する部分文字列を発見する。頻出する部分文字列を効率的に発見するアルゴリズムとして Suffix Array が提案されている。与えられた文字列中に出現するすべての部分文字列を Suffix Array によって探索し, それぞれの出現回数を得ることができる。

センサデータと迷子状態の区間 (迷子区間) のタイムスタンプからなる学習データを事前に採取し, 迷子区間のシンボル列と非迷子区間のシンボル列からそれぞれ Suffix Array を適用することで部分文字列と出現回数を得る。そ

して, 出現回数が 1 回の部分文字列を削除し, 複数回出現する部分文字列のみを残す。

迷子区間においてユーザは迷子状態にあると考えられるが, 常に迷子状態特有の振る舞いを行っているのではなく, それらが散発的に表れると考える。そのため, 迷子区間から抽出された部分文字列には迷子状態ではない通常の振る舞いも含まれる。そのため, 迷子区間の部分文字列の集合 S から非迷子区間の部分文字列の集合 N を引く ($S \cap \bar{N}$) ことで迷子状態特有のモチーフ集合を得る。

3.6 モチーフ探索

テストデータのセンサデータをシンボル系列に変換したのち, 事前に構築した迷子状態のモチーフ集合を構成する部分文字列すべてをクエリとしてシンボル系列から検索する。ある部分文字列がテストデータのシンボル系列に発見された場合, 発見された部分文字列の先頭の時刻をインデクスとするカウンタを 1 増加させる。そして, モチーフ集合のすべての部分文字列の検索が終了したのち, スライディングウィンドウでカウンタの和を計算することで, カウンタの時系列変化を得る。最終的に, カウンタの時系列が閾値を超えている区間を迷子区間として判定する。

4. 評価実験

4.1 実験環境

提案手法による迷子状態の検出性能を評価した。被験者は 4 名 (以降, 被験者 A, B, C, D) で, 21~23 歳, 大学生, 男性 2 名 (被験者 A, D), 女性 2 名 (被験者 B, C) である。実施場所は大阪駅地下街で, 図 3 に示す筆者らが設定した 3 種類のコースである。被験者は視線計測装置 Tobii Pro Glass 2 を装着して, ひとり 3 コースすべてを移動した。各コースは開始地点と目的地点が設定されており, 移動経路は決められていない。1 つのコースの所要時間は約 15 分である。大阪駅地下街は別名「梅田ダンジョン」と呼ばれ, 迷いやすいことで有名である。地上では日光に含まれる赤外線の影響により視線データが取得できない可能性があることを予備実験で確認していたため, 実験は地下街で行った。

被験者は各コースを移動する前にコースの説明を受けた。具体的には梅田地下街の地図と地図上での目的地を被験者に提示し, 最短のルートを通して目的地に到着するように指示した。現実的な環境で実験を行うために, 被験者は歩行中にスマートフォンで地図を見ることを許可した。また, 迷子状態の正解情報を記録するために, 現在の自分の状況を逐次発話するように指示した。これは発話プロトコル法と呼ばれるデータ収集方法で, 人間の認知, 思考の流れを知るための一手法である。

評価では, 各ルートを歩行する被験者の視線データおよび頭部加速度, 角速度データから, 迷子状態を検出できる

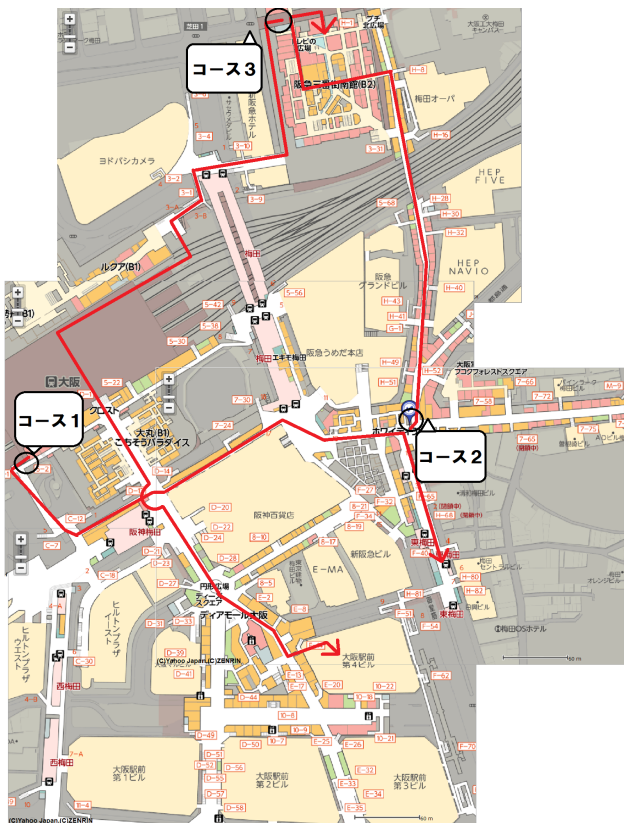


図 3 3 種類のコース

かを確認した。

4.2 結果

4名の被験者から3コース、合計12コース分のデータを取得したが、被験者Cのコース2のデータ取得が正常に行えていなかったため、評価対象から除外し、11コース分で評価する。

まずはじめに、学習データとテストデータのコースが同一の場合の結果を示す。これはつまり、被験者Aのコース1から抽出したモチーフで被験者Aのコース1の迷子状態を検出するものである。これによって、学習データからモチーフ抽出が行えているかをみることができる。結果を図4に示す。図中の各グラフは各ルートにおいてモチーフが出現した頻度を縦軸、時刻を横軸に示している。モチーフが出現した頻度は長さ5秒、スライド幅1秒のスライディングウィンドウの合計値である。つまり時刻10000から150000の間にモチーフが10回出現している場合、縦軸の値は10となる。赤色背景の区間は被験者が迷子状態であると申告した期間である。結果より、正解の迷子状態の区間においてモチーフ検出の頻度が高い区間と低い区間があることがわかる。モチーフ検出の頻度が高い区間はその区間の視線や頭部動作がユニークである、つまり迷子状態以外の区間には出現しないことを意味している。一方で、迷子区間であるにもかかわらずモチーフ検出の頻度が低い区間もある。例えば被験者Cのルート3は最初の200000

ミリ秒直後の区間や400000から600000ミリ秒の間では縦軸の値が0であり、この区間特有の視線や頭部動作は現れなかったことがわかる。

次に、ユーザごとにテストデータとして使用する1コースのデータ以外の2コース（被験者Cのみ1コース）を学習データとする場合の結果を示す。本人のデータを事前に採取できる状況を想定した場合の結果である。これはつまり、被験者Aのコース1の迷子状態の検出に被験者Aのコース1と2から抽出したモチーフを使用するものである。結果を図5に示す。結果より、正解の迷子区間以外の区間でもモチーフ検出の頻度が高く、また正解の迷子区間ではモチーフ検出の頻度が高くなっていないことがわかる。

次に、テストデータ以外の10のコースのデータを学習データとする場合の結果を示す。本人のデータを事前に採取できる状況であり、本人以外のデータもすべて学習データとする状況を想定した場合の結果である。これはつまり、被験者Aのコース1の迷子状態の検出にそれ以外の10コースのデータからモチーフ検出することを意味する。結果を図6に示す。図5の結果と比較して、データ全体でモチーフ検出の頻度が高い区間があることがわかる。これは他人の迷子状態中の視線や頭部動作が検出されていることを意味している。

最後に、テストデータの被験者以外の3名の被験者のデータを学習データとする場合の結果を示す。本人のデータを事前に採取できない状況であり、システムをいきなり利用する状況を想定した場合の結果である。これはつまり、被験者Aのコース1の迷子状態の検出に被験者B, C, Dのデータからモチーフ検出することを意味する。結果を図7に示す。結果の全体的な傾向は図6と類似しているが、迷子区間のモチーフ検出の頻度が相対的に低い。これは被験者本人のモチーフが含まれていないため、迷子状態の検出性能が低下したと考えられる。

5. おわりに

本研究では、道に迷う迷子状態の防止の課題に対して、視線データを用いて歩行中の迷子状態を認識する手法を提案した。提案手法は、視線の動きと迷子状態に関連があることを示唆する知見を踏まえて、視線の動きにユーザの迷子状態が表れるという仮説に基づき設計した。提案手法のプロトタイプシステムを実装し、提案手法の有効性を評価するために実環境を想定した実験を行った。実験では、3つのコースを被験者3名が歩行し、被験者の自己報告を基にして迷子状態を記録した。そして、迷子状態と非迷子状態の認識をした結果、F値が最大で0.69であったことから、提案手法の課題と実現可能性を確認した。

今後の課題としては次のものがある。迷子状態の正解ラベルの正確な取得が困難なことを考慮した実験方法や手法改善方法について検討する。また、迷子状態においても視

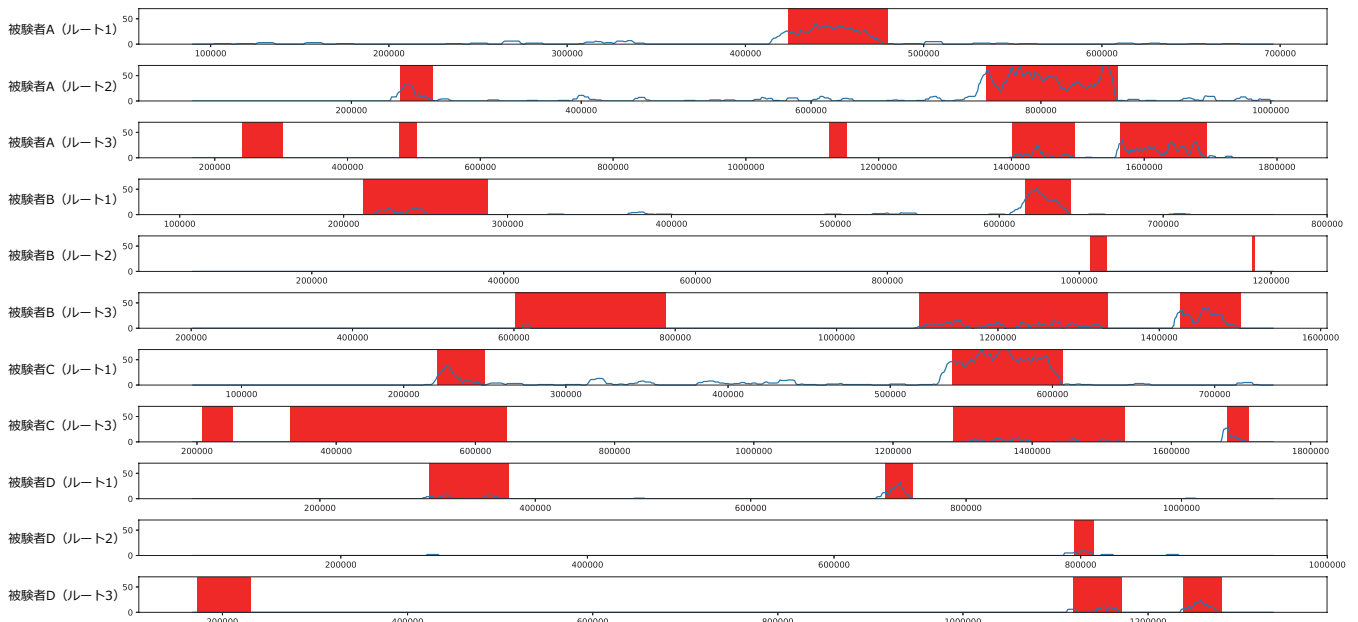


図 4 ユーザごとセッション依存（学習データとテストデータが同一）の場合のモチーフ検出頻度

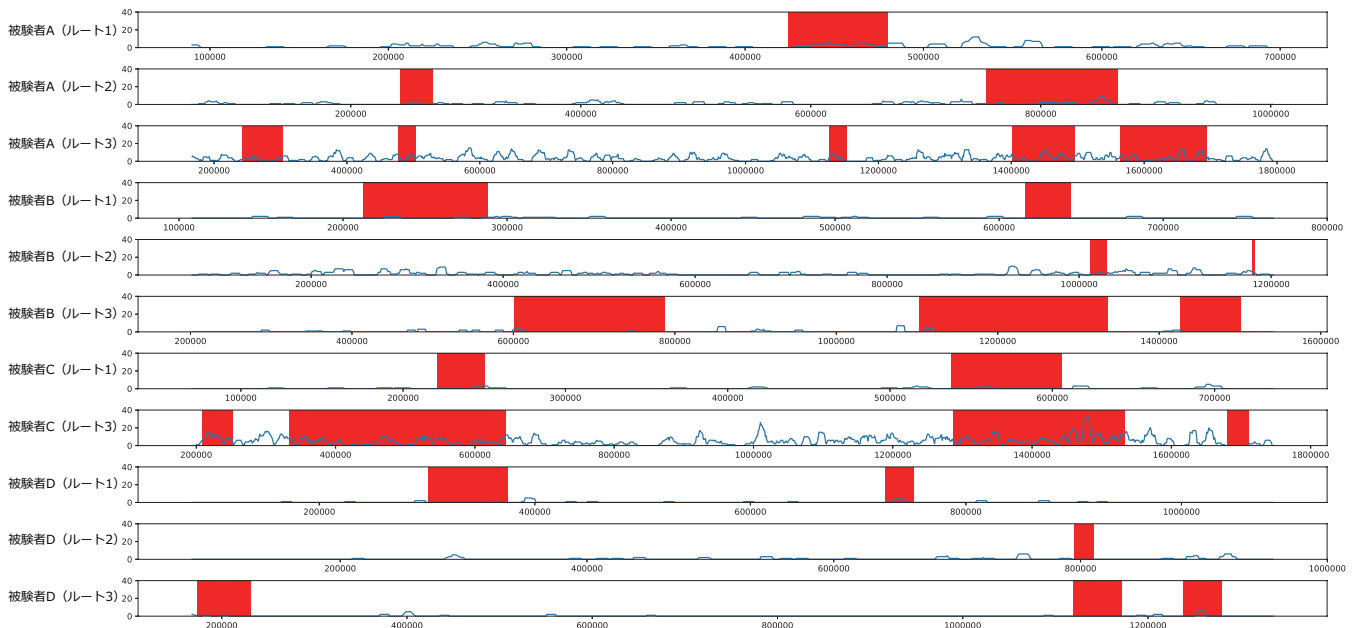


図 5 ユーザごとセッション非依存（学習データとテストデータが異なる）の場合のモチーフ検出頻度

線の挙動のパターンが複数あった可能性を踏まえ、迷子状態の中の動作パターンについて複数の場合分けを考慮しておく必要がある。また、迷子状態以外の場面で意図せず起こる迷子状態に近い視線の挙動を考慮する手法についても検討する。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究（研究領域提案型）(17H05980)によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] E. J. Keogh, S. Chu, D. Hart, and M. J. Pazzani, "An online algorithm for segmenting time series," In ICDM '01, pp. 289-296 (2001).
- [2] K. V. Laerhoven, E. Berlin, and B. Schiele, "Enabling efficient time series analysis for wearable activity data." In ICMLA '09, pp. 392-397 (2009).
- [3] E. Berlin, K. V. Laerhoven, "Detecting Leisure Activities with Dense Motif Discovery," In UbiComp '12, pp. 250-259 (2012).
- [4] J. Lin, E. Keogh, S. Lonardi, and B. Chiu, "A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms," In DMKD '03, pp. 2-11 (2003).
- [5] 山本直英, 阿部篤行, "曲がり角が一つある通路における定

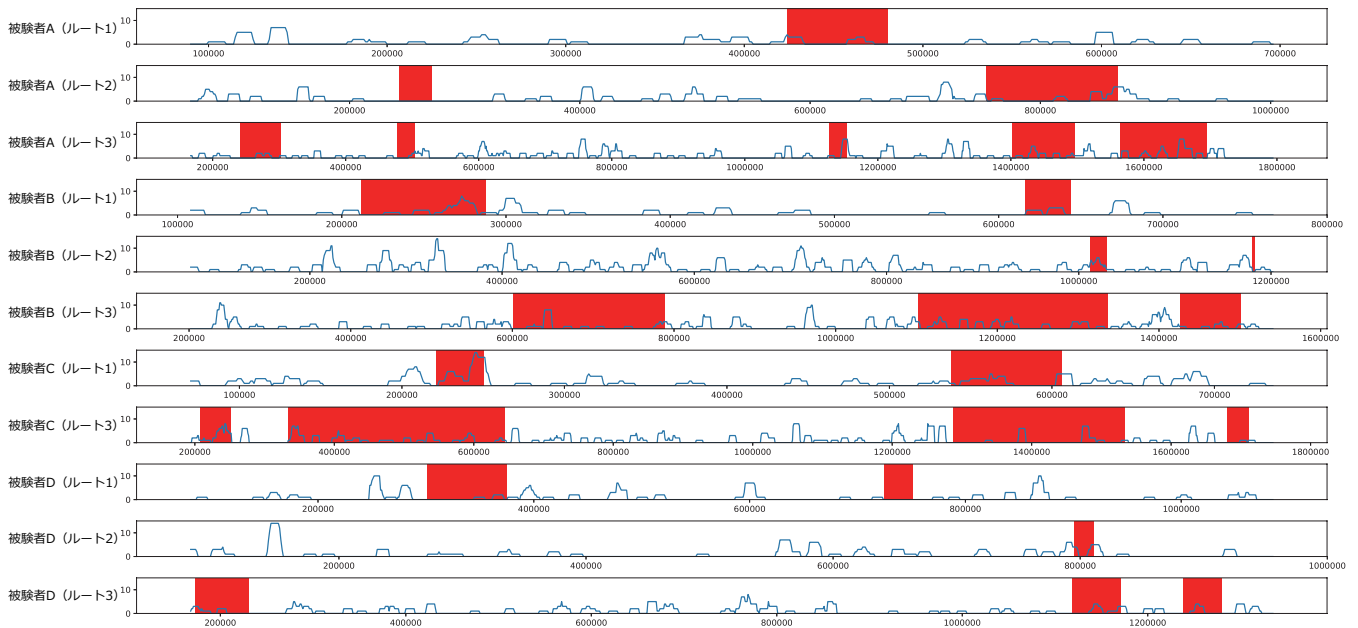


図 6 ユーザ依存（テストデータ以外を学習データとする）の場合のモチーフ検出頻度

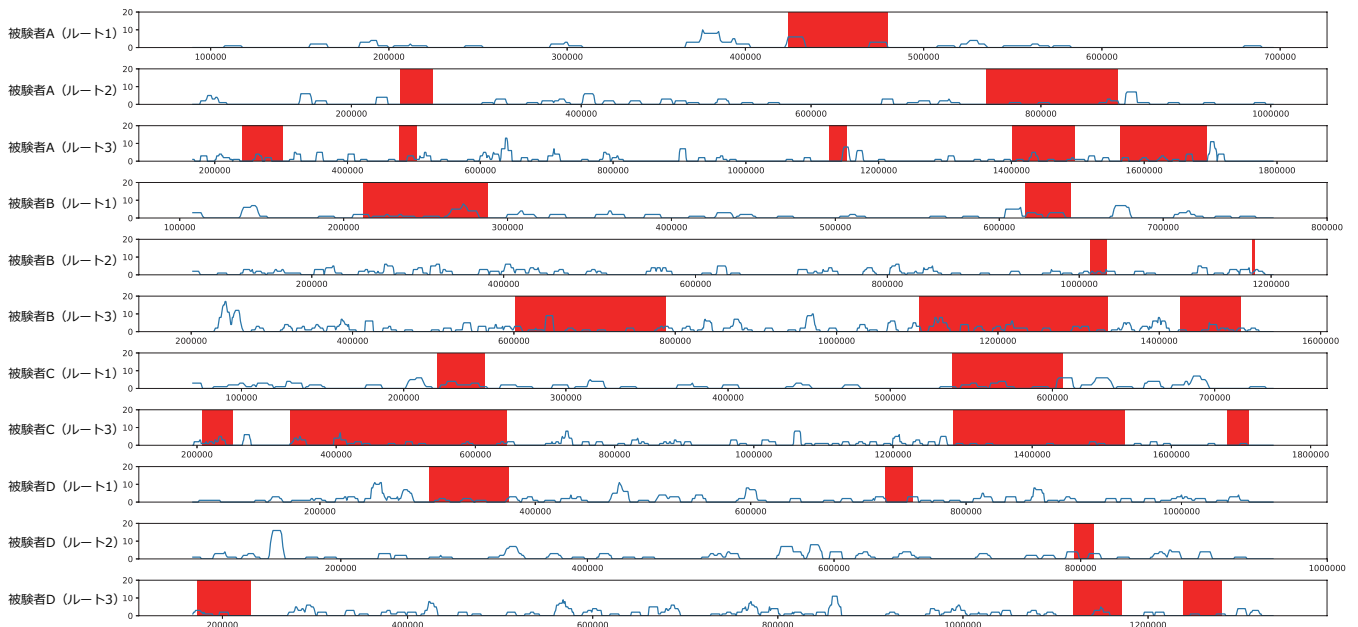


図 7 ユーザ非依存（テストデータのユーザ以外のデータを学習データとする）の場合のモチーフ検出頻度

性的方向推論についての実験による分析,” 人間・環境学会誌, Vol. 7, No. 2, pp. 11-20 (2002).

- [6] 神山拓史, 中村聡史, “街歩き時の視線ログ分析による迷子特徴に関する調査,” 情報処理学会ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 172, No. 2, pp. 1-8 (2017).
- [7] 新垣紀子, “なぜ道に迷うのか?: 一度訪れた目的地に再度訪れる場面での認知プロセスの特徴,” 認知科学, Vol. 5, No. 4, pp. 108-121 (1998).
- [8] 神山拓史, 中村聡史, “歩行経路と視線対象に基づく迷子要因の分析,” 情報処理学会ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 175, No. 12, pp. 1-8 (2017).
- [9] 二宮直也, 戸川 望, 柳澤政生, 大附辰夫, “歩行者ナビゲーションにおける微小画面での視認性とユーザの迷いにくさを考慮した略地図生成手法,” 電子情報通信学会技術研

究報告, Vol. 106, No. 266, pp. 53-58 (2006).

- [10] M. Duckham, S. Winter, and M. Robinson, “Including landmarks in routing instructions,” Journal of Location Based Services, Vol. 4, No. 1, pp. 28-52 (2010).
- [11] 中澤優一郎, 山本隆徳, 細川宜秀, “象徴性と相対場所性に基づく強いランドマーク検索システムの実現方式,” DEIM Forum, No. B2-4, pp. 1-8 (2012).
- [12] 森永寛紀, 若宮翔子, 谷山友規, 赤木康宏, 小野智司, 河合由起子, 川崎洋, “点と線と面のランドマークによる道に迷いにくいナビゲーション・システムとその評価,” 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 4, pp. 1-12 (2016).
- [13] 松下 聡, 岡崎甚幸, “巨大迷路歩行実験による探索歩行のためのシミュレーションモデルの研究,” 日本建築学会計画系論文報告集, No. 429, pp. 51-59 (1991).
- [14] 北濱 亨, 三浦利章, 岡崎甚幸, 篠原一光, 田村仁志, 松井裕

- 子, “迷路探索歩行時の注視と歩行に関する研究,” 人間工学, Vol. 35, No. 3, pp. 145–155 (1999).
- [15] 鈴木利友, 岡崎甚幸, 徳永貴士, “地下鉄駅舎における探索歩行時の注視に関する研究,” 日本建築学会計画系論文集, Vol. 66, No. 543, pp. 163–170 (2001).
- [16] 馬場口 登, 堀江政彦, 上田俊弘, 淡 誠一郎, 北橋忠宏, “経路理解支援のための略地図とその案内文の生成システム,” 電子情報通信学会論文誌 D-2 情報・システム 2-情報処理, Vol. 80, No. 3, pp. 791–800 (1997).
- [17] K. Kunze, Y. Utsumi, Y. Shiga, K. Kise, and A. Bulling, “I know what you are reading - recognition of document types using mobile eye tracking,” In ISWC 2013, pp. 113–116 (2013).
- [18] 高田大輔, 小川剛史, 清川 清, 竹村治雄, “加速度センサを利用したコンテキストウェアな拡張現実感ナビゲーションシステム,” 第 53 回システム制御情報学会研究発表講演会, p. 219 (2009).
- [19] 高木啓伸, “視線の移動パターンに基づくユーザの迷いの検出—効果的な作業支援を目指して,” 情報処理学会論文誌, Vol. 41, No. 5, pp. 1317–1327 (2000).