

二輪車走行中の安全なデータ取得ナビによる潜在的快適性分析と 快適な経路推薦手法の提案

山口 琉太[†] 栗 達[†] Panote Siriaraya^{††}

義久 智樹^{†††} 下條 真司^{†††} 河合 由起子^{†,†††}

[†] 京都産業大学情報理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 京都工芸繊維大学 〒606-8585 京都府京都市左京区松ヶ崎橋上町

^{†††} 大阪大学サイバーメディアセンター 〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘5-1

E-mail: [†]{g1854012, lida, kawai}@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}spanote@kit.ac.jp, ^{†††}†††yoshihisa@cmc.osaka-u.ac.jp, shimojo@dx.osaka-u.ac.jp

あらまし 近年, MaaS におけるラストマイルの移動手段となり得る電動二輪車の利用が急速に普及している. 本研究では, 二輪車で走行中の表情と走行後の記憶から走行環境に対する潜在的な快適性を抽出することで, 快適な経路推薦システムを実現する. 二輪車走行中は装備したスマホ操作ができないため, 走行中の快適さを文字等で明示的に表現できない. そこで, 走行中の表情をスマホのカメラから取得し感情分析することでユーザの走行環境に対する潜在的な快適性を抽出し, 地点にオートアノテーションする. さらに, 走行後に表情分析結果に基づき走行した経路のうち, 潜在的快適性の高い場所の画像 (GSV) に対して一定時間後に快適さのフィードバックを実施する機能を実装し, 記憶による評価から潜在的快適性を学習する. 地点に対する得られた快適性を分割されたエリア (セル) に対する重みとし, 経路を推薦する. 本稿では, 表情と記憶による地点に対する潜在的な快適性分析手法を提案し, 走行情報のデータ収集のためのナビおよび潜在的快適性分析システムを構築し, 関西在住の被験者 17 人の走行により実験検証する.

キーワード 二輪車, 経路推薦, 表情分析, 潜在的快適性, MaaS

1 はじめに

近年, 健康への配慮や健康的, 経済的な交通手段として二輪車の利用が世界的で促進されている. また, COVID-19 の流行により自転車通勤の増加に伴い MaaS におけるラストマイルの移動手段となる二輪車が注目されている. 日本でも 2017 年に自転車活用推進法が施行され, 自転車をこれまで以上に利用してもらう動きが進んでいる [1] [2]. また, 株式会社ドコモ・バイクシェア¹や OpenStreet 株式会社²等の企業が二輪車のシェアサービスを行っている. 15 分程度の短時間の利用ができることや借りたポート (駐輪場) と同じポートに返却する必要のないため都市部で注目が集まっている. ナビゲーションシステムに関する研究は広く実施されているが, 既存研究では路面状況や道幅等の環境データを事前に取得することで, 最短経路推薦や安全な経路の推薦を実現しているが, ユーザが走行中に環境から直接体感する明示的/潜在的な快適性を安全に取得・分析による経路推薦には至っていない.

本研究では, 二輪車で走行中の表情と走行後の記憶から走行環境に対する潜在的な快適性を抽出することで, 快適な経路推薦システムの構築を実現する. 二輪車走行中は歩行時と違い文

字入力等のスマホ操作ができない. そこで, 走行中の表情に着目し, 二輪車に搭載したスマホから運転者の表情と風景を取得し感情分析することで, ユーザの走行環境に対する潜在的な快適性を抽出し, 地点に対してオートアノテーションする. これにより, ナビゲーションや地点の特徴をマッピングする等の利活用につなげる. さらに, 感情分析結果から明示的・潜在的快適性の高い場所の画像に対して快適さのフィードバックを実施することで, 記憶による評価から潜在的快適性を学習する. 本稿では, 表情と記憶による地点に対する潜在的な快適性分析手法を提案し, 走行情報のデータ収集のためのナビおよび潜在的快適性分析システムを構築し, 関西在住の被験者 17 人の走行により実験検証する.

以下, 2 章では二輪車ナビゲーションシステムと表情の感情分析の関連研究を紹介し, 本研究と比較する. 3 章と 4 章, 5 章で開発したナビゲーションシステムと明示的・潜在的快適性分析手法, 快適性アノテーションによる経路推薦アルゴリズムを説明し, 6 章で作成したシステムの評価を行い, 最後に 7 章で本研究で提案した経路推薦システムのまとめと今後の課題について述べる.

2 関連研究

本節では, 二輪車ナビゲーションシステムと二輪車を用いた

1: <https://docomo-cycle.jp/>

2: <https://www.helloclimbing.jp/>

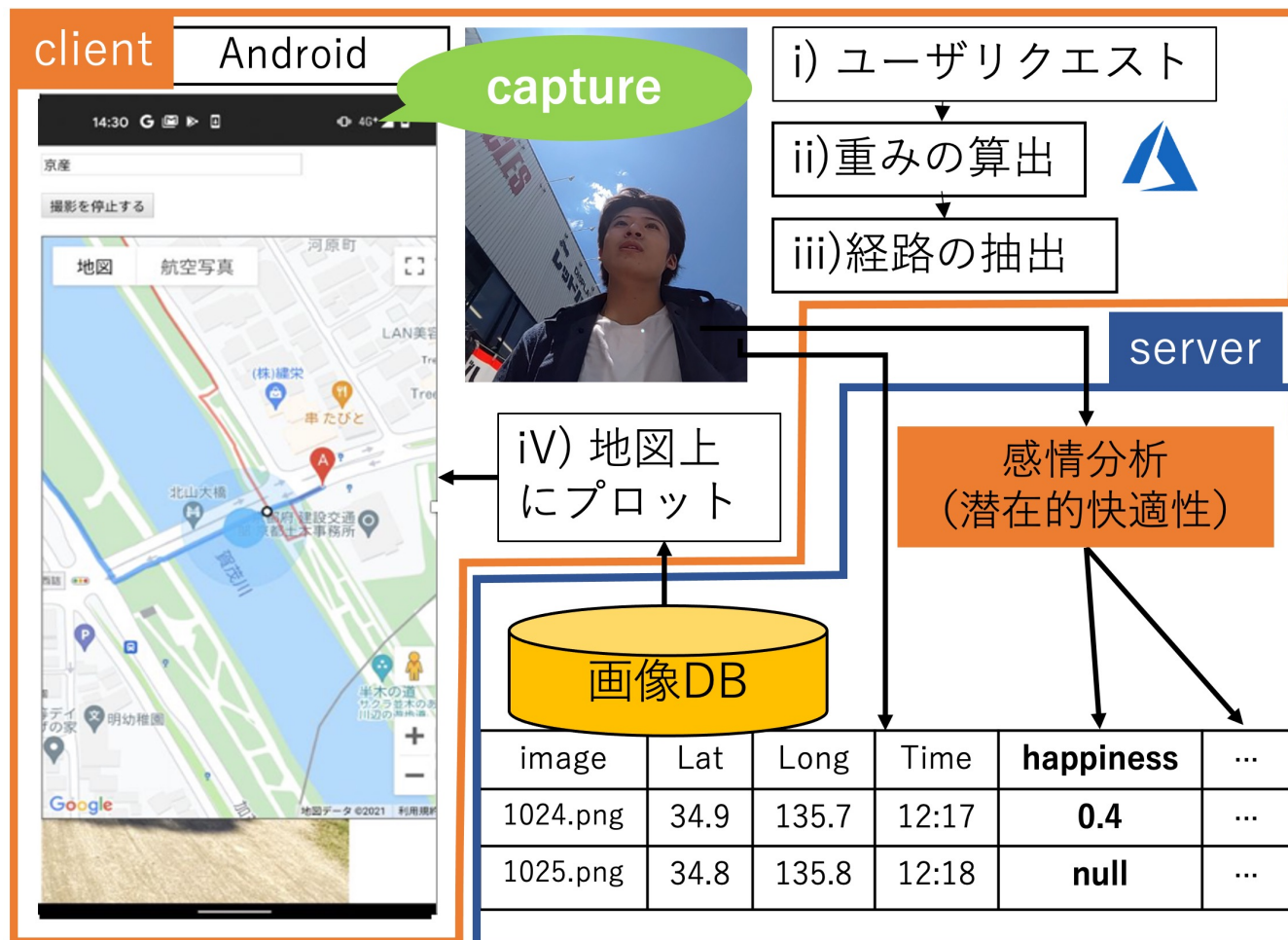


図 1 自転車による表情画像取得・地点アノテーションと経路推薦のシステム構成

センシング技術，表情の感情分析に関する研究を紹介する。

2.1 二輪車ナビゲーションシステム

近年，二輪車ユーザの増加に伴い，カーナビゲーションシステムに代表されるような効率重視の経路推薦だけでなく，安全性を考慮した経路を推薦する手法が研究されている [3] [4]. Wage ら [5] は，二輪車は交通状況や制限速度に大きく影響されないが，勾配や路面の種類や質などの影響を受けることに着目し，モバイルアプリ「RideVibes」を用いてデータ取得，道路セグメント単位で詳細なデータ分析を行うことで，道路環境を考慮した経路の最適化および推薦を行った. Nawano ら [6] は，交通規制に対応した二輪車用ナビゲーションシステムを提案し，ノードマップの拡張と複数の経路計算方法を構築し，移動時間やシステムの満足度を調査に基づいて評価した. Matos ら [7] は，travel time, energy expenditure, effort distribution, infrastructure performance, safety, comfort and emission hotspots の 7 種類の指標に基づいて，二輪車ナビゲーションのための情報システムを開発した. Wei ら [8] は，大抵の E-Bike サービスはリアルタイムでのターンバイターンナビゲーションのためネットワークに依存していることに注目し，ナビゲーションをオフラインの場合でも利用できるよう，Open Street Map をベースに「Skobber」を用いてナビゲーションを開発した. また，Google

Maps の Place API を利用して，有名な場所や店を検索できるようにした. これら既存研究により，効率良い経路推薦や目的地検索は可能であるが，二輪車ユーザの多くが重視する，快適性を考慮した経路推薦は多くない.

2.2 二輪車によるセンシング技術

二輪車を用いてセンサデータを収集する研究は広く行われている. Liu ら [9] は，粒子状物質センサ，排気ガスセンサ，Bluetooth でのインタフェース，および収集したデータに位置情報と時間情報の両方を付与する GPS 受信機を搭載した自転車を用いて，車道付近の大気環境をモニタリングした. Kanai ら [10] は，道路インフラの維持・管理のために二輪車にスマートフォン内蔵のカメラ，2D-LiDAR センサ，加速度センサ，ジャイロセンサ，温度・湿度センサなどの環境センサを取り付け，道路のひび割れや段差などの損傷や歩行者の混雑を検出した. Lai ら [11] は，IoT センサネットワークに基づき PM2.5 のデータを収集し，クラウドに送信してモニタリングすることで，ユーザがリアルタイムに様々な経路の大気環境を提供するシステムを構築した.

これらセンサデータにより，快適性の高い経路推薦の実現は可能と成り得るが，本研究では，二輪車ユーザの表情から感情値を抽出し，場所に対する明示的・潜在的な評価値として付与

する点や走行後にユーザにフィードバックを行うことで時間による重み付けから感情強度を抽出することで、経路だけでなく周囲の環境となるエリアに対する快適性のラベリングにより効率的なデータ取得が可能である点が特異である。

2.3 表情の感情分析

表情の画像処理は1970年ごろから始まっており[12][13]、近年、コンピュータの計算速度の高速化により深層学習手法による画像処理技術が急速に発展しており、深層学習に基づく手法が従来の特徴を用いた手法より性能が優れている[14][15]。西銘ら[16]は、コミュニケーションにおいて、言葉と同等に重要な要素である表情に着目して、CNNを用いて表情画像から表情認識を行い、学習した特徴量と予測結果の評価を行うためにCNNの分析を行なった。CNNは入力から目と口の部分的な特徴を学習し、それぞれの表情に対応した領域を持つ隠れ層ユニットを用いて顔の表情を認識していると結論づけた。本研究では、これら既存の表情分析技術の採用を検討するが、ユーザの地点に対するフィードバックを表情分析に用いる点が特異である。

3 二輪車走行データ取得ナビと快適性分析システム

本研究ではユーザの潜在的快適性分析による経路推薦を実現するため、運転者データとして表情画像を二輪車に搭載した端末より取得する。本節では、快適性分析システム構成に基づいた処理の流れについて概要を述べる。

3.1 快適性分析システム構成

図1に、画像取得と分析システムの構成を示す。二輪車に搭載した携帯端末は、ユーザの入力した目的地までの経路を表示しつつ、カメラで走行中の表情を撮影する。

ここで、携帯端末を起動すると、データ取得を同時に行うナビゲーション、または走行後の地点に対する快適性のフィードバックのいずれかの選択画面となるので、走行前であればナビゲーションを選択し、最初に目的地を入力する。携帯端末は入力された目的地と現在地の緯度経度をサーバへ送信し、サーバは目的地までの提案手法による経路とgoogle mapが提案する経路の2経路(赤色:最短経路, 青色:提案経路)を携帯端末に表示する。最後に撮影の開始を選択するとカメラが起動し、下記の手順で表情画像と位置情報、時刻データ取得および分析が開始される。

- (1) 携帯端末から一定時間おきに走行中の表情を撮影
- (2) サーバ側で画像データ分析
- (3) (2)の画像または画像分析結果、位置、時刻をデータベースで管理

(1)では二輪車走行中の「表情画像」、「緯度経度」、「時刻」のデータを取得する。サーバにて取得した画像を表情分析を行い、画像分析結果(図中のfeatureのカラム)と緯度経度、時刻のデータを管理する。

3.2 画像データ取得と表情分析

走行を開始する際に携帯端末のアプリケーション内の撮影開始ボタンを選択することで、カメラが起動し、走行時の表情を一定時間間隔(本研究では3秒おき)で取得する。画像分析をサーバ側で行うので、表情画像を携帯端末のGPSから取得した緯度経度と時刻データと合わせてサーバへ送信する。

本研究では表情の画像分析にMicrosoft AzureのFaceAPI³(Perceived emotion recognition)を使用する。本APIは音声、言語、視覚、決定とカテゴリ化されたサービスがあり、APIを呼び出すことで機械学習の専門知識がなくても、AI機能を簡単に追加できる。表情分析の結果として8つの感情(anger, contempt, disgust, fear, happiness, neutral, sadness, surprise)が0~1の範囲で算出される。8つのそれぞれの感情値の和は四捨五入による切り捨て等がない場合1.0となる。

4 二輪車ナビによる明示的・潜在的快適性分析

人間は忘れたものよりも時間が経ってから思い出したものに對して、全ての感情において強い感情を抱く[17][18]。このことから、長い間記憶に残っている風景は感情強度が強く、ラベル付けされたデータの信頼性が高いと推測される。また、二輪車走行時の表情の感情分析により得られた潜在的なフィードバック結果は、天候や撮影角度などの要因に依存し、データの信頼性が低い可能性がある。そこで、記憶の影響を考慮した明示的フィードバックと潜在的フィードバックを組み合わせ、感情強度を算出する。

4.1 潜在的フィードバック

潜在的快適性分析による経路推薦システムを実現するため、運転中の表情から快適性を判定し、地点に対してアノテーションを付与する。ユーザが意図せずに潜在意識となる快適さ、不快感、驚き等の感情を取得できるだけでなく、意図して表情を作ることができるので目的に応じてアノテーションが可能となる。

4.2 明示的フィードバックによる地点の地点の潜在的評価算出

サーバが位置情報と運転者の表情を受信すると、GSVと表情の画像データ分析により明示的・潜在的快適性を判定し、地点に対してオートアノテーションを実現する。Azureが提供するFaceAPIを使用し、表情分析結果として、8つの感情スコアを取得し、featureとする。

取得したfeatureの特徴量の閾値に基づき、表情画像を取得した地点のGSVの風景画像を取得し、一定時間後にユーザへ送信し快適さの評価(FB)を実施する。例えば、表情のhappiness値がneutral(0.5)の場合、1時間後に表情を取得した場所の風景画像をユーザへ送信し、happinessの評価をしてもらう。また、happiness値がstrong(0.9)の場合、1時間後に風景画像

3: <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/face/#overview>

をユーザへ送信し、同様に強弱を評価してもらう。

FB による潜在的快適性分析手法は、感情値の最大値が閾値以下の感情値をユーザへ提供するラベリングデータとして抽出し、相対エントロピーよりユーザへ提供する時間を算出する。ユーザは提供された画像に対して、運転中の感情が正解 (5 段階) か不明 (覚えていない) かの強弱で評価する。正解が選択される場合、感情値が時間経過に対してどの程度重要となるかを以下の関数を用いて感情強度 S として算出し、画像に感情値と共にラベリングする。

$$S = \lambda_1 S_A + \lambda_2 S_U \quad (1)$$

ここで、重み λ_1 と λ_2 の和は 1 とする。Azure によりラベリングされたデータの信頼性を高めるため、長時間ユーザの記憶に残っている風景はより強い感情強度を持つと想定することができるので、より時間を空けて受け取った明示的なフィードバックにはより大きな重み λ_2 を設定する。 S_A は感情分析で分析した潜在的なフィードバック結果 (0 ~ 1) の定数であり、 S_U は 5 段階のリッカート尺度 (とても良い = 1, 良い = 0.75, 普通 = 0.5, 危ない = 0.25, とても危ない = 0) の結果である。また、不明が選択された場合、同様に感情強度を算出して感情値に積算することで、ユーザへ再提示する時間が算出される。本提案手法により適切なラベリングが可能となり、画像分析精度が向上し、快適な経路推薦が実現できる。

5 快適性アノテーションに基づく経路推薦

本研究では 4 章で紹介した潜在的快適性分析による経路推薦手法を提案する。快適さは道路や歩道の線上だけでなく周囲の「エリア」にも影響することを前提としており、地図をセルに分割し、データ取得、分析した結果を評価値としてセルに投票する。投票後の経路推薦は、セルの投票結果からユーザの制約 (時間や体調) に応じてセルが選択され、選択されたセルの中心座標を経由地点とした最短経路を推薦する。例えば、時間の余裕がない場合は google による最短経路上のセル周りの最も評価値の高いエリアを 1 箇所だけ経由地として追加する。図 2 に 5×5 のエリアに分割した経路推薦手法のアルゴリズムを示す。現在地 (緑色のセル) と目的地 (黄色のセル) が同じ場合 (通学や通勤時) で、ユーザが快適性を重視するあまり遠回りしすぎて負担にならないように経由地は 1 箇所とする。初期の全てのセルは 0 である。走行 1 回目では現在地 (2, 4) から目的地 (4, 2) までの最短経路となるセルは全て 0 なので、経由地となるセルは選択されず、最短経路が推薦される。なお、最も左下のセルを (0, 0) とし、(x, y) は右方向に x, 上方向に y 進んだセルを示す。推薦経路となる赤矢印のセルを走行すると、対応するセル (2, 4) (3, 3) (4, 2) に潜在的快適性分析の結果が投票される。

2 回目の走行では、現在地と目的地、最短経路上に対応するセルを除く最短経路周りの 7 セルを選出し、選出された各セルを中心とした周囲 8 セルと選出された各セル自身の和を算出する。図では (3, 4) と (2, 3) のセルは 0.5, (4, 3) と (3, 2)

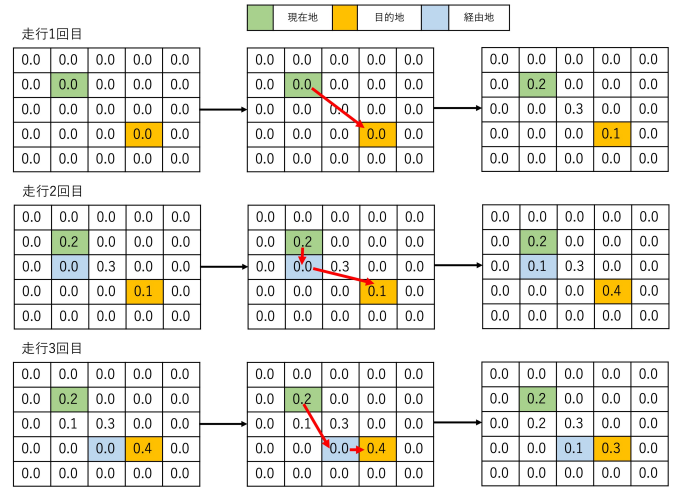


図 2 経路推薦アルゴリズムの流れ



図 3 携帯端末を搭載した電動自転車

のセルは 0.4, (4, 4) と (2, 2) のセルは 0.3 が算出される。算出された 6 セルのうち最大値となる (3, 4) と (2, 3) のセルを経由地の候補とする。経由地セル候補が複数抽出された場合は、目的地の最近傍となる最小座標のセルが経由地セル (青色のセル) として抽出される。図では、(3, 4) と (2, 3) のうち (2, 3) が経由地セルとして抽出される。最後に、経由地セルの中心点から地図上の座標を取得し、現在地と目的地の経由地点として最短経路を生成し、推薦する (赤矢印)。推薦された経路を走行すると再び投票され、セルの重みが更新される。

3 回目は、2 回目と同様に現在地と目的地、最短経路上に対応するセルを除く最短経路周りの 7 セルを選出し、選出された各セルを中心とした周囲 8 セルと選出された各セル自身の和を算出し、最大値となるセルを経由地として最短経路を推薦し、重みを更新する。以上の操作を繰り返すことで、快適性の高いエリアを経由する経路推薦が可能となる。

6 二輪車走行データ取得ナビと快適性分析システムの実装と検討

3 章と 4 章, 5 章の提案手法に基づき快適性アノテーション、経路推薦、フィードバック機構を実装し、システムを構築した。本章では、実装した各機能とシステムに対するユーザビリティ評価 (SUS)、アノテーションの効率性、フィードバックによる感情強度算出を検証する。

本研究で用いた自転車を図 3 に示す。ハードウェアは電動自



図 4 二輪車走行前と走行中のデータ取得ナビの流れ

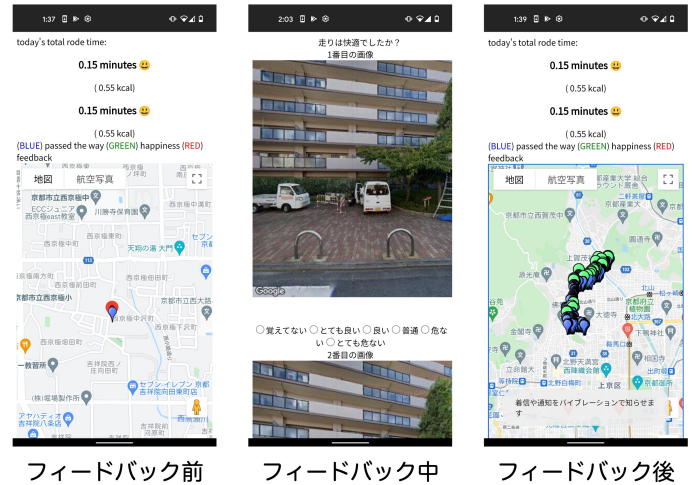


図 5 走行後のフィードバック機能の流れ

転車, Google Pixel5(Android11)を使用した。ソフトウェアの環境は Cordova (10.0.0), Apache (2.4.29), PHP (7.2.24), Python (2.7.17), Flask (1.1.2), MySQL (14.14)を使用した。

6.1 二輪車走行データ取得用ナビの実装

図 4 に作成したナビゲーションアプリのアプリ起動から、経路案内を開始するまでの流れを示す。アプリを起動すると現在地を中心とするマップが表示されるので、目的地を入力する。入力後、「経路取得」ボタンをクリックすると現在地から目的地までの経路が 2 種類表示される。赤色の経路は現在地から目的地までの最短経路、青色の経路は本研究で提案している経由地を複数点通る最短経路である。この時点で目的地までの全体の経路が表示されると、「外カメラで撮影する」または「内カメラで撮影する」ボタンが表示されるので、どちらかをクリックすると、現在地の zoom レベルが上がる。3 秒に 1 回現在地の更新を行うので、ユーザは表示されている経路に従い走行する。

6.2 フィードバック機能の実装

図 5 に明示的フィードバック機能の流れを示す。明示的フィードバックをしてもらうには表情画像が取得できていて、かつ「surprise」の値が 0 より大きい必要がある。条件を満たす画像を取得できた位置に赤色のピン、条件を満たさなかった画像を取得した位置に青色のピンを刺す。フィードバックしてもらうのは赤色のピンである。赤色のピンを選択すると、google street view からピンの位置情報の風景画像を取得し、ユーザに「走りは快適でしたか?」と質問を行う。ユーザは「覚えていない」、「とても良い」、「良い」、「普通」、「危ない」、「とても危ない」の 6 つの選択肢から回答を行う。

- (1) 表情画像分析の感情値を特徴 (feature) としてラベリング
- (2) 特徴量の閾値に基づき画像を選出し、一定時間後にクライアントへ送信
- (3) 送付された画像をクライアントがフィードバック
- (4) クライアントの評価値に基づき画像の感情強度を算出



図 6 走行者の表情分析による地域特性マップ

6.3 快適マップの実装

地域特性マップ生成および二輪車にとって快適な経路生成は、走行時の安全なデータ取得は最重要となることから、位置情報と運転者の表情を自動取得し、GSV と表情の画像データ分析により快適性を判定し、地点に対するオートアノテーションを実現する。このうち、ポジティブ判定は、(P1) happiness が閾値以上 (=H), (P2) H \vee (H \wedge (neutral \vee surprise)) の 2 条件とし、ネガティブ判定は、(N1) anger \wedge contempt \wedge disgust \wedge fear \wedge sadness (=N), (N2) N \wedge (N \wedge (neutral \vee surprise)) の 2 条件とする。風景画像分析は、オブジェクトを抽出し、ポジティブなオブジェクトとして花や木々などの自然情報、ネガティブを喫煙所やパチンコなどを対象として判定する。以上より、地点によるアノテーション結果を図 6 マップ上に可視化することで、環境の快適性を地域特性として提供する。

6.4 データ取得ナビと快適性分析の検証

本研究は、二輪車で走行中の表情と走行後の記憶から走行環境に対する潜在的な快適性を抽出することで、快適な経路推薦システムを構築することを目的としている。検証項目は、以下の 3 点である。

- 実験 1) 走行データ取得ナビのユーザビリティ評価
- 実験 2) 取得した走行時の表情データの検討



図 7 表情から感情分析ができた画像

実験 3) 地点のフィードバックによる潜在的快適性への影響

上記の検証を目的とし、構築したデータ取得ナビによる快適性分析システムを用いて、2021 年 9 月から 11 月に被験者走行による実験を行った。実験 1 と 2 は、京都市、宇治市、奈良市、西宮市、尼崎市在住の 17 名（男性 11 人、女性 6 人）で行い、実験 3 の快適性分析の検証は実験 1 と 2 の 17 名のうち京都市在住の 5 名（男性 4 人、女性 1 人）で実施した。

各被験者の走行は片道 15 分程度の目的地を 2 つ設定し、google ナビと提案手法によるデータ取得ナビによる推薦された経路に従ってもらった。出発地は各自宅とし、走行回数は各目的地まで 3 往復の計 6 往復で、15 分 × 6 往復（合計 2 時間程度）を 1 週間で時間制限なく自由に走行してもらった。

実験 3 では、1 往復直後にフィードバックを実施してもらった。また、6 セット目の実施日から 1 日後、4 日後、7 日後にフィードバックを実施した。

6.5 走行データ取得ナビのユーザビリティ評価 (SUS)

使用したナビゲーションアプリのユーザビリティ評価を行なった。ユーザビリティ評価には SUS(System Usability Scale) の 10 項目を実施した。項目と平均結果を以下に示す。

- Q1 頻繁に使用したいと思うか (2.5)
- Q2 複雑だったと思うか (3.2)
- Q3 使いやすいと思うか (2.3)
- Q4 技術者のサポートが必要だと思うか (3.1)
- Q5 さまざまな機能は上手くまとまっていると思うか (3.2)
- Q6 矛盾がとても多いと思うか (3.0)
- Q7 すぐ使いこなせるようになると思うか (3.1)
- Q8 使うのがとても面倒だと思うか (3.0)
- Q9 自信を持って操作できると思うか (2.6)

Q10 使いこなすには事前に多くの知識が必要だと思うか (2.6)

SUS の平均は 68 点が指標となり、80 点以上のシステムは非常に優れており、50 点未満のシステムはユーザビリティを修正する必要があると判定されるが、アンケート結果の SUS の平均点は 48.1 点であった。本研究で使用したアプリの修正が必要であると考えられる。Q5 の点数からナビゲーションやフィードバック機能はうまくまとめられていた。しかし、Q2、Q4 の点数が低いことからアプリが複雑で使用方法のサポートが必要であると考えられる。また、Q1 の点数が低く、Q8 の点数が高いことからユーザが能動的に本アプリを使用する可能性は低いと推測できる。これらは、現在のアプリのボタン数や機能は最小限にしていることより、今後はアプリ内でユーザサポートとしてアプリの使い方の説明やヘルプの機能を追加する必要がある。

また、ネットワーク環境の問題から Google Map 上に示される移動中の現在地が正しく示されないことも指摘されたことより、走行前に重要な交差点を明示したり、走行中に音声による支援等、二輪車によるデータ収集のためのリアルタイムなナビのインタフェース改良を検討する。

6.6 取得した走行時の表情データの検討

表情画像を取得した地点数は合計で 37,340 地点であり、その中で表情分析が NULL 値以外であったのは 10,591 枚の表情画像で全体の約 28.3%であった。表 1 に二輪車走行中に取得した地点情報と表情から取得した感情値のカラム例を示す。また、図 7 に感情値が取得できた画像を示す。感情値が取得できた画像は、明るい時間帯で、表情の角度が真下からではなくある程度の傾きのあるものが多かった。以上のことから、Azure の FaceAPI による感情分析が難しい場合はユーザ独自の学習モデルを作成して、分析を行うことを予定している。

表 2 に 17 人の表情を分析した結果の各感情値の平均を示す。感情値を得られた画像は 30%弱であったが、そのうちネガティブな要素となる「contempt」が 0.22 と最も高く、「anger」と「surprise」と続いた。もっとも低いのはネガティブな「fear」であった。また、8 つの表情の合計値は 0.9997620 であった。以上から、二輪車走行中は良い景色を見てもポジティブな感情は表情に表しにくい「contempt」や「anger」などのネガティブな感情値や「surprise」の感情値に対する重みを考慮し、快適な経路推薦に用いることが必要と考える。

6.7 地点のフィードバックによる潜在的快適性への影響の検証

表 3 にユーザごとの Azure による表情分析結果と FB 結果の平均値を示す。U4 は、直後の FB から 7 日後の FB まで減少しているが、U1 は 1 日後に評価が上昇する傾向にあり、4 日、7 日後に総じて減少傾向となる等、全被験者の 7 日間の記憶による FB の変移が確認できた。また、1 日後と 7 日後の変化率はユーザごとに異なり、Azure の結果が感情強度により増減され、7 日間の FB は有用であると考えられる。また、表情を読み取れず、感情分析結果が「null」となる場合が多々起こる。これは、表情の角度や天候、時間帯などの影響で Azure で表情の認識ができないためである。今後は感情分析ができない

表 1 Azure による表情の感情分析結果の例（地点情報と 8 つの感情値）

lat	lng	date	time	anger	contempt	disgust	fear	happiness	neutral	sadness	surprise
35.0492506	135.741304	2021-11-18	16-57-1	0.005	0.994	0	0	0	0	0	0.001
35.0448344	135.738223	2021-11-18	17-2-55	0	0.99	0	0	0	0.006	0	0.003
35.0519015	135.74108	2021-11-18	17-19-25	0	0.998	0	0	0	0	0	0.002
35.0509525	135.746868	2021/11/26	13-38-35	null	null	null	null	null	null	null	null

表 2 8 つの感情分析結果の平均値

	anger	contempt	disgust	fear	happiness	neutral	sadness	surprise	合計
平均	0.0063680	0.2198949	0.0006206	0.00003626	0.0001710	0.0004491	0.0001379	0.0033003	0.2309418
平均(nullを除く)	0.0275634	0.9517890	0.0026861	0.0001570	0.0007406	0.0019439	0.0005969	0.0142851	0.9997619

表 3 走行した景色に対する明示的 FB と潜在的評価値

ID	Azure	直後	1 日後	4 日後	7 日後	感情強度
U1	0.0586	0.652	0.687↑	0.666↓	0.597↓	0.0562 ↓
U2	0.0447	0.601	0.493↓	0.574↑	0.495↓	0.0877 ↑
U3	0.1154	0.583	0.500↓	0.469↓	0.509↑	0.0869 ↓
U4	0.0170	0.832	0.741↓	0.651↓	0.594↓	0.1719 ↑
U5	0.0678	0.680	0.653↓	0.531↓	0.593↑	0.0811 ↑
平均	0.0607	0.670	0.615	0.578	0.558	0.0968

画像を独自の学習モデルを作成し、対応する予定である。また、今回は潜在的フィードバックとして「happiness」値のみを用いているので、取得した走行時の表情データの検討同様に、他の感情値の結果を利用することが必要である。

7 終わりに

本研究では、二輪車で走行中の表情と走行後の記憶から走行環境に対する潜在的な快適性を抽出することで、快適な経路推薦システムを提案した。

実験より、二輪車走行時の表情を感情分析し、感情強度を算出した。明示的フィードバックと潜在的フィードバックを組み合わせることで、走行後の「happiness」の感情強度の結果が変化することを確認できた。また、ユーザビリティ評価よりユーザにアプリを使ってもらうためにサポート機能の追加が必要だと判明した。今後は Federated Learning によりユーザ独自の学習モデルを構築することでそれぞれが思う快適な経路の推薦を予定している。また、著者らが取り組んでいる環境データ取得を目的とした経路推薦の研究 [19] と融合し、ユーザにとって安全快適な経路推薦の研究を行っていく予定である。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP19K12240, JP20H00584 および京都産業大学先端科学技術研究所（HMD 共生科学研究センター）の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 大森宣暁. わが国の自転車文化に関する一考察-ママチャリに着目して. *IATSS Review* (国際交通安全学会誌), 46(2):139–146, 2021.
- [2] 山内さつき, 島崎敢, 小嶋理江, 米川隆, 武田夏佳, 新海裕子, and 青木宏文. Covid-19 流行に伴う高齢者の行動と利用移動手段の

変化. *自動車技術会論文集*, 52(5):1143–1148, 2021.

- [3] Samuel M Brooks. *Cycling Infrastructure in Washington, DC: Intersection Risk Analysis and Safety Improvements*. PhD thesis, Georgetown University, 2020.
- [4] Viktor Matkovic, Marian Waltereit, Peter Zdankin, and Torben Weis. Towards bike type and e-scooter classification with smartphone sensors. In *MobiQuitous 2020-17th EAI International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services*, pages 395–404, 2020.
- [5] Oskar Wage, Udo Feuerhake, Christian Koetsier, Anne Ponick, Niklas Schild, Thido Beening, and Samsondeen Dare. Ride vibrations: Towards comfort-based bicycle navigation. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43:367–373, 2020.
- [6] Taichi Nawano and Tetsuya Manabe. Route calculation for bicycle navigation system following traffic rules. *IEICE TRANSACTIONS on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 104(2):366–370, 2021.
- [7] Francisco Lé de Matos, José Maria Fernandes, Carlos Sampaio, Joaquim Macedo, Margarida C Coelho, and Jorge Bandeira. Development of an information system for cycling navigation. *Transportation research procedia*, 52:107–114, 2021.
- [8] Ching-Chuan Wei, Jing-Shian Lin, Chia-Chi Chang, Yung-Fa Huang, and Chuan-Bi Lin. The development of e-bike navigation technology based on an openstreetmap. *Smart Science*, 6(1):29–35, 2018.
- [9] Xiaofeng Liu, Bin Li, Aimin Jiang, Shixin Qi, Chaosheng Xiang, and Ning Xu. A bicycle-borne sensor for monitoring air pollution near roadways. In *2015 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan*, pages 166–167. IEEE, 2015.
- [10] Kenji Kanai, Kento Yamamoto, Kazuki Murayama, Naoki Wada, Masaru Takeuchi, and Jiro Katto. Research and development of mobile sensing system using e-bike for road infrastructure maintenance. *IEICE Technical Report; IEICE Tech. Rep.*, 119(196):75–80, 2019.
- [11] Pin-Cheng Lai, Hao-Zhe Huang, Ming-Hwa Sheu, Chien-Ming Wu, Ji-Ting Le, and Tzu-Hsiung Chen. Bike sensor system design for safety and healthy riding. In *2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)*, pages 1–2. IEEE, 2018.
- [12] Toshiyuki Sakai. Processing of multilevel pictures by computer-the case of photographs of human face. *Systems Computers Controls*, 2(3):47–54, 1971.
- [13] Toshiyuki Sakai, Makoto Nagao, and Takeo Kanade. *Computer analysis and classification of photographs of human faces*. Kyoto University, 1972.
- [14] Mengyi Liu, Shaoxin Li, Shiguang Shan, and Xilin Chen. Au-aware deep networks for facial expression recognition. In *2013 10th IEEE international conference and workshops*

- on automatic face and gesture recognition (FG), pages 1–6. IEEE, 2013.
- [15] Xianlin Peng, Zhaoqiang Xia, Lei Li, and Xiaoyi Feng. Towards facial expression recognition in the wild: A new database and deep recognition system. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pages 1544–1550, 2016.
- [16] 西銘大喜, 遠藤聡志, 當間愛晃, 山田孝治, and 赤嶺有平. 畳み込みニューラルネットワークを用いた表情表現の獲得と顔特徴量の分析. *人工知能学会論文誌*, 32(5):F–H34_1, 2017.
- [17] Turhan Canli, Zuo Zhao, James Brewer, John DE Gabrieli, and Larry Cahill. Event-related activation in the human amygdala associates with later memory for individual emotional experience. *Journal of neuroscience*, 20(19):RC99–RC99, 2000.
- [18] Elizabeth A Kensinger and Suzanne Corkin. Memory enhancement for emotional words: Are emotional words more vividly remembered than neutral words? *Memory & cognition*, 31(8):1169–1180, 2003.
- [19] 山口琉太, 義久智樹, 下條真司, 河合由起子, et al. 安全快適二輪車ナビに向けた画像取得・分析システムの検討. *マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2021 論文集*, 2021(1):1375–1381, 2021.