

自転車走行中の表情に基づく地点に対する 潜在的快適性分析システムの検討

山口 琉太¹ 栗 達² 義久 智樹³ Panote Siriaraya⁴ 下條 真司³ 河合 由起子^{2,3}

概要: 近年, 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 の流行による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。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快適性を抽出し, 得られたデータを用いて快適な経路推薦システムを実現する。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快適性分析システムを構築し, 関西在住の 17 人の走行により実験実証する。

A Study of Potential Comfort Analysis System Based on the Facial Expressions During Bicycle Riding

RYUTA YAMAGUCHI¹ DA LI² TOMOKI YOSHIHISA³ PANOTE SIRIARAYA⁴ SHINJI SHIMOJO³
YUKIKO KAWAI^{2,3}

1. はじめに

近年, MaaS におけるラストマイルの移動手段となり得る二輪車の利用が急速に普及しており, アメリカ調査会社 Report Ocean によると電動自転車市場は 2030 年までに平均成長率 11.9%になると予想されている。国内でも, COVID-19 が流行し始めた 2020 年以降, 自転車販売市場は過去最高を更新している。国内の自転車ユーザの増加により, 株式会社ドコモ・バイクシェア^{*1}や neuet 株式会社^{*2}, OpenStreet 株式会社^{*3}等の企業が二輪車のシェアリングサービスを行なっている。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がないため都市部で注目が集まっている。しかしながら, 国内における自転車に対する道路整備は欧米と比

較して停滞しており, 2020 年の自転車常用中の交通事故件数は 67,673 件と, 交通事故全体に占める割合の 21.9%にも のぼり, 2016 年以降増加が続いている。これは, 車道と歩道の両方を走行できる自転車の特性が起因している。自動車を中心とした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, 既存研究では混雑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・潜在的快適性を安全に取得・分析す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快適性を抽出し, 得られたデータを用いて快適な経路推薦システムを実現する。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

¹ 京都産業大学大学院先端情報学研究所

² 京都産業大学情報理工学部

³ 大阪大学サイバーメディアセンター

⁴ 京都工芸繊維大学

^{*1} <https://docomo-cycle.jp/>

^{*2} <https://neuet.com/>

^{*3} <https://www.hellocycling.jp/>

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システムを構築し、快適度の高いエリアを考慮した経路推薦アプリを実装する。

2. 関連研究

本節では、二輪車ナビゲーションと二輪車を用いたセンシング技術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、二輪車ユーザが特に重視する安全性や快適性、景観を考慮した経路を推薦する手法が研究されている [1][2][3]。Ohら [4] は、特定の施設の犯罪危険率をあらかじめ算出し、ユーザの経路に含まれる施設の犯罪発生率から、経路の犯罪危険率を算出することで、利用者が出発地と目的地を入力すると、利用時間や日程に応じて、様々な経路の中から安全な経路を推薦するシステムを構築した。Herzogら [5] は、マルチモーダルな経路を提案する際に、ユーザの個人的な好みやその地域特有の物事を考慮しないことに注目した。地元住人の知識や経験を取り入れることで経路推薦の質の向上を目指し、協調フィルタリングと知識ベース、おすすめの経路を組み合わせたシステムのユーザ評価を行なったところ、最新の推薦システムよりユーザの満足度が高いことを示した。Matosら [6] 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 [7] は、ほとんどの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可能にした。著者ら [8] は表情画像を取得しつつ、データ数の少ないエリアを経由するナビゲーションシステムを構築したが、表情の感情分析結果から快適度の高いエリアを経由する経路を推薦するには至らなかった。

既存研究では環境データを事前に取得することで、最短経路や快適な経路の推薦を実現しているが、自転車特有のユーザが直接体感する心地よさや不快感といった周囲の道路環境から受ける感情の取得および分析による経路推薦には至っていない。本研究では、得られたデータから安全度や快適度が高いエリアを経由する経路を推薦可能であることが特異点である。

2.2 二輪車を用いたセンシング技術

二輪車を用いてセンサデータや環境データを収集する研究は広く取り組まれている。Bianら [9] は、自転車利用環境を適切に把握するため、利用環境品質 (BEQ) という概念を提案し、知覚満足度と葛藤度によって定義した。携帯電話のセンサデータから速度と加速度関連の自転車行動指標 (BBI) と記録データから自転車走行量などの自転車走行環境指標 (BEIs) を抽出した。BBIとBEIを入力属性とし、ランダムフォレストアルゴリズムに基づく2階層BEQ分類評価モデルを構築した。提案したRFベースの分類評価モデルよりBEQの評価にGPSデータを用いることが可能であることを示した。Jaimeら [10] は、都市環境における大気物質のモニタリングを目的としてNO₂やO₃を測定するための電気化学センサとPM2.5やPM10を測定するための光学センサを自転車のハンドルに搭載し、バダホス市 (スペイン) 内を自転車で走行した。結果、平日と週末や時間帯による変化など、都市中心部と周辺部の汚染物質の時空間変動に関するデータを取得できた。Jeonら [11] は、二輪車にレーザーセンサを取り付け、後方を走行する自動車の存在を感知し、追跡することで様々な種類の車線変更操作を行う様子を示した。得られた情報をもとに衝突の危険性を検知し、二輪車ユーザに音声で警告するシステムを開発した。

これらのセンサデータにより、快適性の高い経路推薦や空気が汚れていないエリアを通る経路推薦は可能と成り得るが、本研究では快適性の抽出を二輪車ユーザの走行中の表情から感情を抽出し、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フィードバックを行い、時間による重み付けから感情強度を抽出し、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ことが特異点である。

3. 走行データ取得ナビと画像分析システム

本研究では、ユーザの潜在的快適性分析と分析結果に基づいた経路推薦を実現することを目指し、運転者の潜在的快適性分析に用いる走行時の表情画像を安全に取得し分析するシステムを構築する。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。運転者の走行時の表情画像を安全に取得するため、携帯端末を二輪車に搭載し、スマホのカメラで表情を自動取得する。二輪車に搭載された携帯端末では、走行前にユーザが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や風景を自動撮影し、分析する。

まず、携帯端末を起動すると、データ取得を同時に行う



図 1 自転車による表情画像取得と経路推薦のシステム構成

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や風景を撮影し、サーバへ画像データを送信
 - (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) では自転車走行中の「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 happiness や danger 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 FaceAPI^{*4}(Perceived emotion recognition) を使用する。

^{*4} <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/face/#overview>

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. 自転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対して、全ての感情において強い感情を抱く [12][13]。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高く、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、自転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。

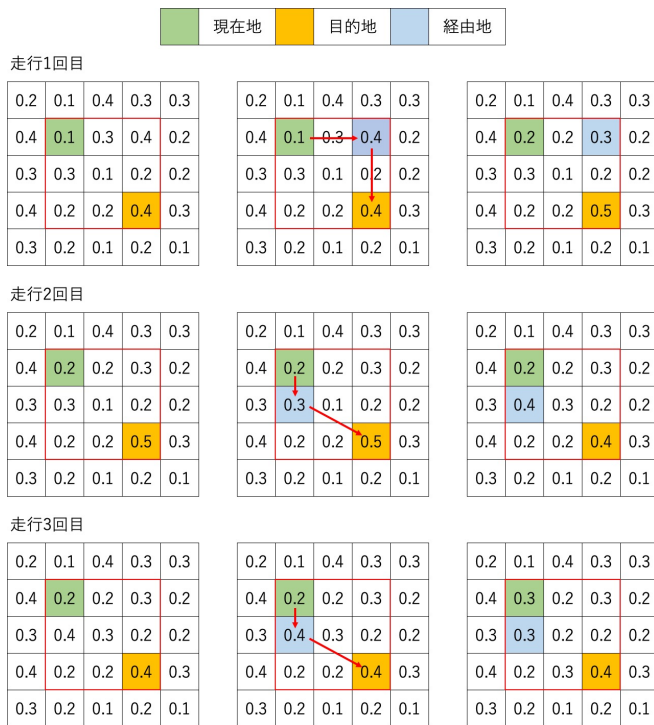


図 2 経路推薦アルゴリズムの流れ

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

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、選択されたセル内で最も感情強度が強い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 に分割された領域のうち、経路推薦対象となる 3×3 (赤枠) エリアにおける経路推薦アルゴリズムを示す。ラストマイルの通学や通勤時を想定し、同じ現在地と目的地で走行した場合を図中段、下段に示す。なお、単純化のため経由地を 1 箇所とする。

最も左下のセルを (0, 0) 座標とし、(x, y) 座標は右方向に x, 上方向に y 進んだセルを示す。初期のセルの重みは 1 度走行され、快適度が 0 ~ 1 の値で投票されているとする。現在地を緑色のセル (2, 4), 目的地を黄色のセル (4, 2) とした場合の走行 1 回目では、現在地と目的地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、(4, 4) のセルは 2.4, (2, 3) と (4, 3) のセルは 2.3, (3, 3) と (3, 4) のセルは 2.2, (2, 2) のセルは 2.1, (3, 2) のセルは 1.9 が算出される。算出された 6 セルのうち最大値となる (4, 4) のセルを経由地セル (図中青枠) として抽出する。最後に、経由地セル内の快適度が最大だった地点の座標を取得し、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。

2 回目の走行は同様に現在地と目的地を除く最短経路周りの 7 セルを選出し、選出された周囲 8 セルと選出された各セル自身の和を算出する。図では (2, 3) のセルは 2.3, (3, 3) と (4, 3) と (4, 4) のセルは 2.2, (2, 2) と (3, 4) のセルは 2.1, (3, 2) のセルは 2.0 が算出される。算出された 6 セルのうち最大値となる (2, 3) のセルを経由地セルとして抽出し、経由地セル内の快適度が最大だった地点の座標を経由地とする最短経路を生成し、推薦する。

3 回目以降も、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、セルの重みを更新する。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. 快適二輪車ナビと快適性分析システムの実装

前章の提案手法に基づき快適性アノテーション、フィードバック (FB)、経路推薦機構を実装し、システムを構築した。

本稿では、二輪車に搭載する端末として、Google Pixel5 (Android 11) を対象とした。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。



図 3 二輪車走行前とナビと走行中のデータ取得のアプリ画像

6.1 二輪車走行データ取得用ナビの実装

図 3 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 表情分析マップの実装

表情分析結果に基づく経路推薦とマップ生成を実装した。位置情報と運転者の表情を取得し、表情画像データに対する快適性を分析し、位置情報に基づき地図上にプロットする。図 4 に表情分析マップを示す。アプリ画面 (図左) では、推薦経路を走行直後に確認できる走行結果と消費カロリーが表示されている。Azure による表情分析結果から、快適度が高いものを緑色のピン、快適度が中程度で FB を必要とするものを赤色のピン、快適度が低いものを青色のピンとして提示する。FB が必要となる赤色のピンには、FB のページへのリンクが生成されており、ユーザは地点に対する快適さを評価できる。

FB によるユーザ評価が得られた後、式 (1) より得られた感情強度に基づき、表情分析マップが生成される (図中央)。

7. 快適性分析システムの検証

本章では、実装した各機能を用いて被験者実験を行い、得られたフィードバックより感情強度 S を算出し、快適性

表 1 8 つの感情分析結果のユーザごとの平均値

	U1	U2	U3	U4	U5	平均
anger	0.0245	0.1000	0.0106	0.0162	0.0048	0.3122
contempt	0.9031	0.8442	0.8491	0.9607	0.8339	0.8782
disgust	0.0049	0.0087	0.0024	0.0045	0.0374	0.0116
fear	0.0003	0.0003	0.0001	0.0004	0.0022	0.0007
happiness	0.0003	0.0002	0.0003	0.0008	0.0098	0.0023
neutral	0.0005	0.0001	0.0002	0.0001	0.0003	0.0002
sadness	0.0004	0	0	0	0	0.0001
surprise	0.0586	0.0447	0.1154	0.0170	0.0678	0.0607

分析システムを検証する。

検証期間は 2021 年 9 月 1 日から 2021 年 11 月 30 日で、京都市、宇治市、奈良市、西宮市、尼崎市在住の 17 人で実施した。被験者は、自転車で片道 15 分程度となる約 3km の距離の目的地を 2 つ設定し、google ナビと提案手法により推薦された経路に従って走行してもらった。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 (合計 3 時間程度) を実施日時の時間制限なく自由に走行してもらった。

7.1 取得した走行時の表情データの検討

走行時の表情データの画像分析結果から得られた感情値を検証する。実験より得られた走行時の表情画像 (地点) の総数は、37,340 枚であった。表情分析が可能であった画像は、10,591 件で全体の 28.3% であった。5 名の 8 つの感情値の平均を表 1 に示す。Azure における感情値は 0~1 の範囲で評価され「null」であったものは省いている。各被験者の「disgust」「fear」「happiness」「neutral」「sadness」の 5 つの感情値の平均はほとんどが 0.01 以下でとても小さい値のため今回の実験ではほとんど判別できなかった。「surprise」の平均の値は他の結果に比べ感情値が大きく出ているので判別の手がかりを掴んでいると考えられる。また「anger」も似た結果である。「contempt」は全ての被験者で高い値であり、平均 0.8 以上の被験者がほとんどである。「contempt」は軽蔑という意味があり、これは携帯をハンドル付近に設定しており、上から下の角度の表情画像になるため「contempt」の値が大きく出ていると考えられる。以上を踏まえてポジティブの指標となる「happiness」は値が小さいため「surprise」を利用する。

7.2 GSV による潜在的快適性の精度の検証

任意のユーザに着目し、Azure による表情分析の 8 つの感情値がそれぞれ最大であったカラムを表 2 に示す。また、それら位置座標から Google Street View (GSV) を用いて取得した周辺画像を図 5 に示す。anger や fear の画像では、車道と歩道の境が曖昧で道幅が狭くなっており、危険度が高いと判断され、表情分析を快適性判定に利用できる可能性がある。しかしながら、happiness の画像は道幅も狭く、道も暗いことが明らかである。取得した表情画像を確認す

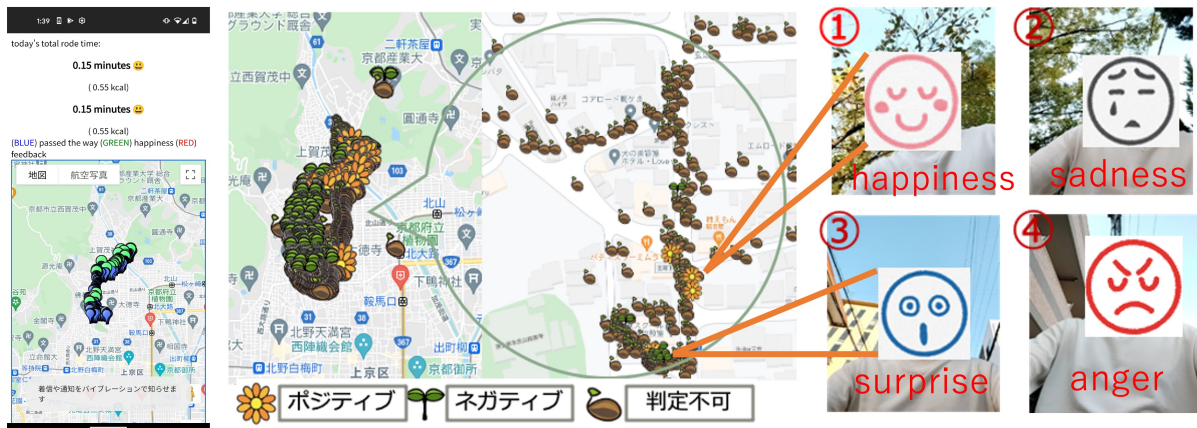


図 4 走行者の表情分析とフィードバックによる表情分析マップ

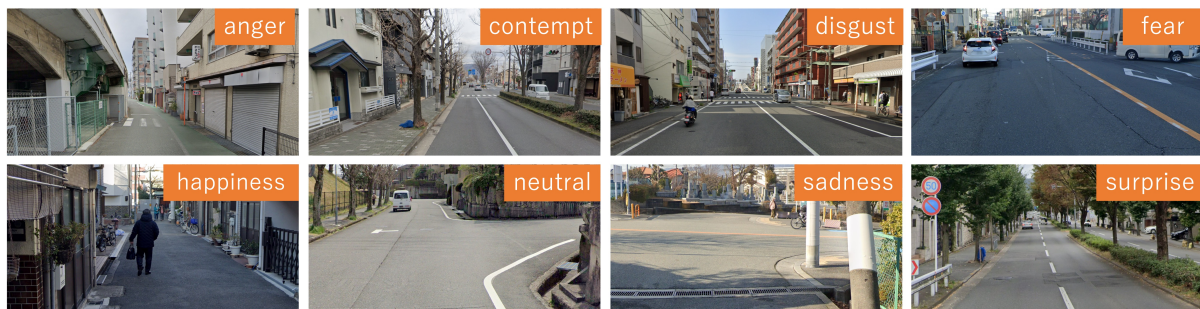


図 5 8つの感情値がそれぞれ最大である地点のGSV画像

ると笑顔とは判断できない表情だったことより、happiness に関しては Azure による表情分析結果のみを快適性判定に利用できないと考えられる。一方で、提案手法の明示的快適性となる FB を用いた感情強度により、Azure での表情分析の感情値が増減したことから、走行後の FB と合わせて評価することで適切にラベリングできると考察される。

なお、感情分析結果の「null」（72%程度）となった。これは、顔の角度や天候や時間帯などの影響で Azure の表情認識ができなかったことが要因と考えられる。今後は天候や時間帯に注目し、表情以外の風景から緑が多い場合は快適性が高い、夜間に画像が明るい場合は安全性が高いということを考慮して快適さのアノテーションの精度を高め、経路推薦に活用する予定である。

7.3 地点の FB 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の平均値 S_A 、FB 結果の平均値 S_U 、 S_A と S_U を用いて式 (1) の λ_1 と λ_2 による影響を考慮して算出した潜在的感情強度の結果を示す。手法 1 は式 (1) の Azure に対する重み λ_1 を 0.5、FB の重みを $\lambda_2=0.5$ とし、直後、1 日、4 日、7 日後の FB の重みを全て 0.125 とした。手法 2 は Azure を $\lambda_1=0.2$ 、FB を $\lambda_2=0.8$ とし、直後から 7 日後を全て 0.2 とした。手法 3 は Azure を $\lambda_1=0.2$ 、FB を $\lambda_2=0.8$ とし、直後を 0.4、1 日後を 0.2、4 日と 7 日後を 0.1 とし、時間経過による影響を考慮した。手法 4 は Azure を $\lambda_1=0.5$ 、FB

を $\lambda_2=0.5$ とし、直後と 7 日後の誤差を S_U とした。

U1 以外のユーザは走行直後のフィードバックの感情強度が最も高く、感情強度の平均から走行から日時が経ち、記憶が薄れることで徐々に感情強度が減少する等、全ての手法において全被験者の 7 日間の記憶による FB の変移が確認できる。手法 1 は Azure による潜在的快適性と FB 結果を同比率で計算しており、全てのユーザで感情強度が強くなった。手法 2 は各 FB 結果に重心を置いて感情強度を算出しており、Azure の潜在的快適度の値が小さくても FB により感情強度を高めることが可能であることが確認できる。手法 3 は走行直後の FB に重心を置いて、日時が経過するにつれて FB の重みを小さくすることでユーザが走行後すぐに感じたことをもとに感情強度を算出した。手法 4 は走行直後と 7 日後の FB の変化に着目して感情強度を抽出しており、U4 のように差が大きいと感情強度が強くなる。全てのユーザにおいて Azure の結果が感情強度により増減され、FB を利用することが有効であると考えられる。

8. 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し、得られたデータを用いて快適な経路推薦システムを実現した。

実験より、走行時の表情データを分析し、感情強度を算出した。潜在的フィードバックだけでは実際の感情とは異なる結果となることがあるが、明示的フィードバックを組

表 2 各感情値がそれぞれ最大のカラム

id	lat	lng	date	time	anger	contempt	disgust	fear	happiness	neutral	sadness	surprise
119806	34.8068696	135.4446081	2022-1-31	9-27-33	1	0	0	0	0	0	0	0
125029	35.0498125	135.7493074	2022-4-25	12-11-56	0	1	0	0	0	0	0	0
104871	34.7415778	135.3987874	2021-11-17	15-1-24	0.004	0.208	0.743	0.007	0.037	0	0	0
117551	34.6536944	135.5321759	2021-12-23	8-39-41	0.016	0.094	0.007	0.508	0.373	0.001	0.001	0.001
118210	34.6526387	135.5420151	2021-12-27	7-40-19	0.019	0	0	0.015	0.761	0	0	0.204
114340	34.8225075	135.5159406	2021-12-2	20-37-22	0	0.007	0	0	0	0.992	0.001	0
27313	34.828202	135.4973325	2021-6-18	19-27-56	0.082	0.334	0.004	0.032	0.012	0.196	0.329	0.011
73057	35.0500016	135.7572324	2021-9-24	16-1-9	0	0	0	0	0	0	0	1

表 3 走行した景色に対する明示的 FB と潜在的感情強度

ID	Azure	直後	1日後	4日後	7日後	手法 1	手法 2	手法 3	手法 4
U1	0.059	0.652	0.687	0.666	0.597	0.354↑	0.532↑	0.536↑	0.057↓
U2	0.045	0.601	0.493	0.574	0.495	0.293↑	0.442↑	0.455↑	0.075↑
U3	0.115	0.583	0.500	0.469	0.509	0.315↑	0.435↑	0.454↑	0.095↓
U4	0.017	0.832	0.741	0.651	0.594	0.361↑	0.567↑	0.609↑	0.128↑
U5	0.068	0.680	0.653	0.531	0.593	0.341↑	0.505↑	0.529↑	0.077↑
平均	0.061	0.670	0.615	0.578	0.558	0.333	0.496	0.517	0.086

み合わせることで、走行後の「surprise」の感情強度の結果が増減することが確認でき、快適さのラベリング精度が高まることが期待される。また、4種類の感情強度の算出方法を提案し、明示的フィードバックか潜在的フィードバックのどちらに重心を置くかや走行直後のフィードバック結果に重心を置くことで感情強度の結果が変わり、目的に応じて感情強度を算出することが可能であることを確認した。今後は天候や時間帯に注目し、表情以外の風景から緑が多い場合は快適度が高い、夜間に画像が明るい場合は安全であるということを考慮して快適さのアノテーションの精度を高め、経路推薦に活用する予定である。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP22H03700, 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。

参考文献

- [1] Rohit Verma, Surjya Ghosh, Mahankali Saketh, Niloy Ganguly, Bivas Mitra, and Sandip Chakraborty. Comfride: a smartphone based system for comfortable public transport recommendation. In *Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems*, pages 181–189, 2018.
- [2] Yihong Zhang, Panote Siriaraya, Yuanyuan Wang, Shoko Wakamiya, Yukiko Kawai, and Adam Jatowt. Walking down a different path: route recommendation based on visual and facility based diversity. In *Companion Proceedings of the The Web Conference 2018*, pages 171–174, 2018.
- [3] Weisheng Zhong, Fanglan Chen, Kaiqun Fu, and Chang-Tien Lu. Safebike: a bike-sharing route recommender with availability prediction and safe routing. *arXiv preprint arXiv:1712.01469*, 2017.
- [4] Su Bin Oh, Hyeok Ju Park, Byeong Ki Kang, Ill Chul Doo, and Mee Hwa Park. Safe route recommendation method to prevent crime exposure. *Advanced Science Letters*, 23(10):9579–9583, 2017.
- [5] Daniel Herzog, Hesham Massoud, and Wolfgang Würndl. Routeme: A mobile recommender system for personalized, multi-modal route planning. In *Proceedings of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, pages 67–75, 2017.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Yang Bian, Ling Li, Huan Zhang, Dandan Xu, Jian Rong, and Jiachuan Wang. Categorizing bicycling environment quality based on mobile sensor data and bicycle flow data. *Sustainability*, 13(8):4085, 2021.
- [10] Jaime Gómez-Suárez, Patricia Arroyo, Raimundo Alfonso, José Ignacio Suárez, Eduardo Pinilla-Gil, and Jesús Lozano. A novel bike-mounted sensing device with cloud connectivity for dynamic air-quality monitoring by urban cyclists. *Sensors*, 22(3):1272, 2022.
- [11] Woongsun Jeon and Rajesh Rajamani. Active sensing on a bicycle for simultaneous search and tracking of multiple rear vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(6):5295–5308, 2019.
- [12] 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.
- [13] 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.