

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

山口 琉太¹ 義久 智樹² Panote Siriaraya³ 下條 真司² 河合 由起子^{1,2}

概要：近年、MaaS(Mobility as a Service) 基盤の普及が急速に進められており、複数の公共交通機関やそれ以外の移動サービスを適切に組み合わせて検索や予約、決済等を一括で行うサービスが注目を集めている。本研究では、MaaS におけるラストマイル 5km 圏内の移動手段となり得る電動二輪車の安全かつ快適な移動支援を目指し、自動車専用道路と歩道の両環境データと運転者データの効率的取得ならびに快適性を分析する経路推薦システムを提案する。提案手法は、運転中の表情から感情を判定することで、ユーザの運転中の視認性と操作性を妨げることなく、潜在意識または意図的な快適や不快感を取得する。また、快適さは周囲のエリアにも影響するため、地図をセルに分割し、快適さの評価値をセルに投票することで、投票数の少ないエリアを経由地として追加する経路生成手法を提案する。本稿では、効率的な画像データ取得ならびに快適性判定法を提案し、構築した快適な二輪車ナビゲーションシステムによるデータ取得と分析結果について論じる。

A Proposal of Data Collection Method by Users for Safety and Comfortability e-Bike Navigation System

RYUTA YAMAGUCHI¹ TOMOKI YOSHIHISA² PANOTE SIRIARAYA³ SHINJI SHIMOJO²
YUKIKO KAWAI^{1,2}

1. はじめに

近年、MaaSに関する研究が盛んに進められており、日本でもスマートシティ実現に向けた事業が始まっている。スマートシティでは、IoTセンサー（スマートフォン、スマートカー、監視カメラなど）の広域なネットワークが都市全体に広がり、住民、企業、行政のための革新的なアプリケーションの開発を促進するためのデータを収集することを目的としている [19]。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安全かつ快適な移動支援を目指し、本研究では、自動車専用道路と歩道の両環境データと運転者データの効率的取得方法ならびに取得データによる安全性と快適性分析システムを提案する。二輪車とモバイル端末によるデータ取得ならびに経路推薦に関する研究開発は広く実施されている。既存研究では、道路や歩道の環境データを事前に取得することで、最短経路や景色の良い経路、安全な経路の推薦を実現しているが、環境

データ取得を目的とした経路推薦は多くない。これは、環境データ取得を目的とした経路が安全かつ快適な経路と必ずしも一致しないことに起因する。そこで、本研究では、経路推薦の目的ごとに必要な学習用画像データを走行中のユーザが積極的に取得できるようインセンティブとなる快適な経路推薦手法を提案する。特に、本稿では電動自転車ユーザを対象とした画像取得・分析ならびに経路推薦システムを構築し検証する。

本研究では、表情画像取得と分析による快適性判定とエリアに対する投票による経路生成手法を提案する。前者の快適性判定では、快適な経路を推薦する際、場所に対する快適さのラベリングが必要となるが、走行中は歩行時より視認性と操作性の制約が高いという問題がある。そこで携帯端末をハンドルに固定し運転者の表情画像を取得し感情分析することで潜在意識を用いて場所に対するアノテーションを実現する。なお、アノテーションによる表情画像の感情分析手法は現在検証を進めており、本稿ではデータ取得とアノテーション機構についてのみ詳細を述べる。また、後者の快適さは道路や歩道といった線上だけでなく周

¹ 京都産業大学情報理工学部

² 大阪大学サイバーメディアセンター

³ 京都工芸繊維大学

囲の環境要因が与える影響が大きいいため、地図をセルに分割し、表情分析結果をセルに対して重み付けすることで、道路や歩道への効率的なラベリングが実現できる。

以下、2章では移動体におけるセンシング技術や二輪車ナビゲーションシステムについての関連研究を紹介する。3章では画像データ取得から感情分析までの流れや経路推薦の手法について述べる。4章では二輪車ナビの実装方法を紹介して、5章にて感情分析についての検証と今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本稿では、移動体におけるセンシング技術と二輪車ナビゲーションシステム、感情分析に関する研究を紹介して本研究との相違点について述べる。

2.1 移動体におけるセンシング

二輪車を用いてデータをセンシングする研究は広く取り組まれている。Liuら[6]は、粒子状物質センサや排気ガスセンサを搭載した二輪車を用いてChangzhouでデータを収集し、交通量の少ない道路上より多い道路上の方がはるかに粒子状物質の濃度が高いことを示した。Verstocktら[14]は、二輪車に取り付けたカメラや加速度、GPSのセンサから地形を分類する決定木を作成し、評価を行った。Jeonら[2]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。鈴木ら[22]は、走行時に携帯しているスマートフォンで加速度信号を取得し、4つの局所的な段差に分類した。以上より、二輪車に様々なセンサを取り付けて走行時の環境データを取得する研究が行われているが、いずれも走行時の環境データを取得することを目的としている。本研究では、広く普及している携帯端末を用いて二輪車ユーザの表情画像を取得分析することで、経路とエリアの快適性をラベリングすることに特異性がある。

2.2 二輪車ナビゲーション

近年、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、景観などを考慮した経路を推薦する手法が提案されている[21][12][11]。しかし、二輪車ユーザの多くが重視する走り心地を考慮した経路推薦手法の提案は未だ少ない。WangらはTwitterから推定された観光客混雑度に基づき、経路推定のための新しいナビゲーションシステムを提案した[16]。Wageらは路面タイプと勾配に注目し、路面品質の分析により、自転車走行ルート of 最適な推薦を実現している[15]。また、UchimらはLPWA通信技術を用いることで、効率的な自転車観光システムを提案している。構築した自転車観光システムの

基盤より、その可能性と有用性を調査している[13]。本研究の二輪車走行時の快適性の高い経路推薦を目的としている点は類似しているが、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り特異点となる。

2.3 顔画像の感情分析

人間は、視覚によって顔から多様な情報を読み取ることが出来る。性別、年齢、感情、意図などの顔情報を計算機が読み取ることができれば、様々な応用が考えられる。顔の画像処理は1970年代ごろより始まっており[9][10]、近年、深層学習手法に基づく画像処理の技術の発展が著しい。特に、2012年に提案されたAlexNet[3]モデルは5層の畳み込み層と3つの全結合層を持つ畳み込みニューラルネットワーク(Convolution Neural Network, CNN)であり、画像認識の分野に大きな衝撃を与えた。Phamらは半教師ありの手法「Meta Pseudo Labels」を提案し、EfficientNet[17]の精度を更新し、画像処理の分野でSOTA (state-of-the-art)に達成した[8]。

感情分析の手法は大きく2つの部分に分類できる。画像(画像、ビデオ、音声など)分析とテキスト(文字、顔文字、絵文字など)分析である。近年、画像とテキストの分野を融合し、マルチモーダルに基づいたネットワークを構築する傾向がみられている。Zhaoらは絵文字に基づいた感情分析システム「MoodLens」を提案した[20]。さらに、Liらは絵文字辞書とスラング辞書を構築し[4]、SNSデータを深層学習モデルAttention-based Bi-directional LSTMに学習させ、細粒度ユーモア検出感情分析システム「HEMOS」を提案した[5]。2018年、Google AIが言語モデルBERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) と呼ばれるアルゴリズムを提案した[1]。この手法により感情分析を含め既存の自然言語処理タスクの精度が飛躍的に向上した。BERTの登場以降、XLNet[18]やRoBERTa[7]など、BERTをベースとしたモデルが多く提案し、さらにBERTの精度を大幅に上回ることに成功した。

本研究では表情の抽出および感情分析手法はこれら既存手法を用いており新規性は高くないが、クライアントごとに学習モデルを生成することで自転車特有の表情認識精度の向上を目指す。

3. 快適二輪車ナビゲーションシステム

本研究における二輪車ユーザのインセンティブとは安全性と快適性であり、これらインセンティブの分析をするために本稿では風景や路面の画像を環境データ、表情の画像を運転者データとして自転車に搭載した端末より取得する。図1に提案する画像取得・分析システムの構成と分析の流れを示す。

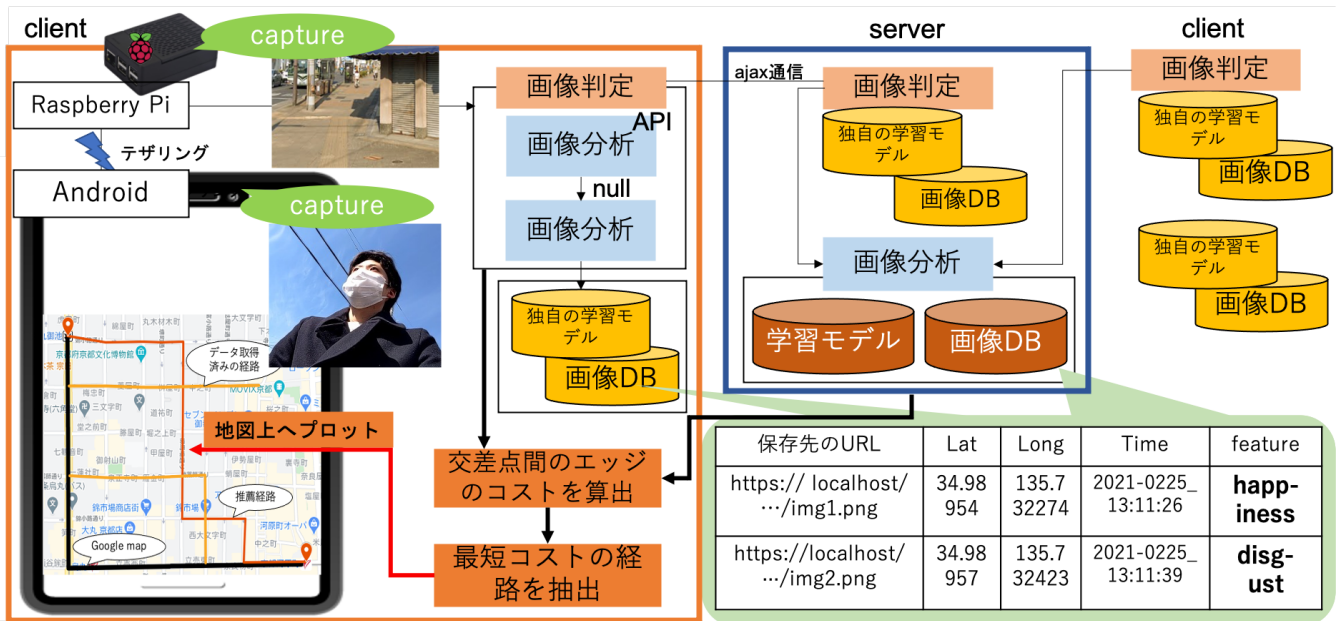


図 1 電動二輪車による画像取得と分析ならびに経路推薦システムの構成

自転車には風景等を撮影するカメラとして Raspberry Pi と表情を撮影するカメラとして携帯端末を搭載する。表情撮影の携帯端末ではナビゲーションを提供する。まず、ユーザは携帯端末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 の最短経路の 2 経路をクライアントの携帯端末に返信する。マップ上に表示される 2 経路 (赤色：最短経路, 青色：提案経路) より、ユーザはいずれかの経路を選択する。選択すると画像と位置情報、時刻データ取得が開始される。

- (1) 携帯端末から一定時間おきに走行中の表情を撮影
- (2) Raspberry Pi にて一定時間おきに景色を撮影
- (3) クライアントまたはサーバ側で画像データ分析
 - (a) Raspberry Pi で (1) と (2) 画像を分析し保存。
画像分析結果、位置、時刻データをサーバへ送信
 - (b) 画像、位置、時刻データをサーバへ送信。
サーバで画像分析
- (4) (3) 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) と (2) では自転車走行中の「画像」、「緯度経度」、「日時」のデータを取得する。クライアントの Raspberry pi と端末の仕様 (性能)、転送速度、プライバシー等に対応することを目的に、画像分析はクライアントまたはサーバのいずれでも動作可能とする。画像データはクライアントまたはサーバで管理され、画像分析結果 (図中のテーブルの feature のカラム) と緯度経度と日時のデータはサーバで管理される。

次節では、画像データ取得および快適さの分析手法、さらに効率的に信頼性の高いデータ収集のための経路推薦手

法について述べる。

3.1 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ボタンを選択することで、走行時の表情を一定時間毎に取得する。同時に Raspberry Pi を起動し、3 秒毎に走行時の景色を取得する。画像分析をサーバで行う場合は、画像取得後に画像データをサーバに送信する際に、GPS より取得した緯度経度と取得時刻を同時にサーバへ送信する。画像分析をクライアントで行う場合は、画像はサーバへ送信せず、分析結果を緯度経度と取得時刻と合わせてサーバへ送信する。

本研究では快適な二輪車運転となる経路抽出手法として、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。表情を快適性の指標とすることで、視認性と操作性への支障がなくなり、安全性も向上する。また、意図せずに潜在意識となる快適や不快感を取得だけでなく、心拍と異なり意図して表情を作ることもでき、目的に応じたアノテーションが可能となる。

本研究では表情の画像分析は (1) API を用いて分析し、API が利用できないまたは分析ができない場合には携帯端末ごとに独自の学習モデルを生成する。表情認識や検出を行う API はいくつか存在しており、各社の提供する API にはそれぞれ特徴がある。Watson Visual Recognition は IBM 社が提供している API で、顔認識モデルでは数多くの顔画像の中から特定の人物の顔だけを抽出することが可能である。そのため、顔認証システムや製造ラインでの画像検査などに使用されている。Cloud Vision は Google 社が提供している API で、4 つの感情 (joyLikelihood, sorrow-

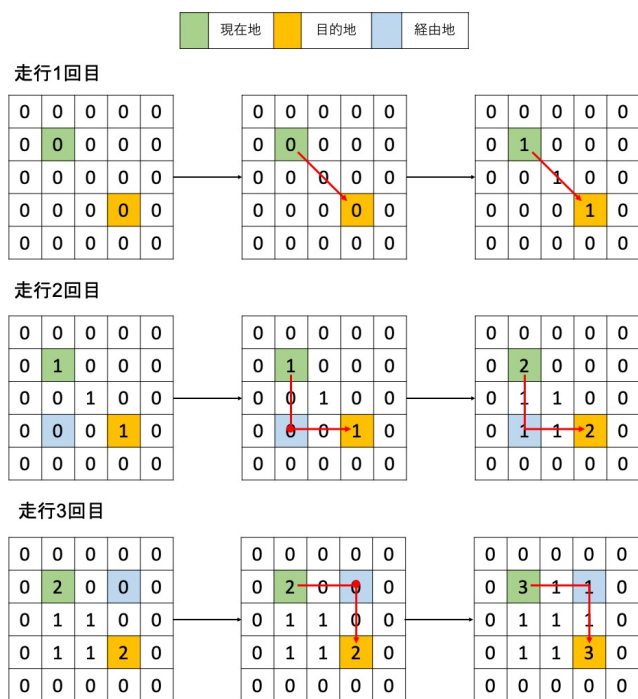


図 2 経路推薦アルゴリズムの流れ

Likelihood, angerLikelihood, surpriseLikelihood) のどれに当てはまるか、またはどれにも当てはまらないかを判断する。また、検出した顔に対してパーツの推定が可能となっている。Microsoft Azure が提供する Face (Perceived emotion recognition) API^{*1}は、音声、言語、視覚、決定とカテゴラズ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、アプリに AI 機能を簡単に追加できる。表情抽出による分析結果として、8 つのスコア (anger, contempt, disgust, fear, happiness, neutral, sadness, surprise) が算出される。

3.2 経路推薦手法

本研究では効率的な画像データ取得を目的として、インセンティブを与える快適な経路推薦手法を提案する。提案手法は、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 (重み付け) 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データ取得率の低いエリアで目的地に最も近いエリアを 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、ユーザが遠回りしすぎて

^{*1} <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/face/#overview>



図 3 携帯端末と Raspberry Pi を装備した電動自転車

負担にならないように経由地追加は 1 箇所とする。初期状態の全てのセルは 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 となり、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) に投票され 1 となる。

2 回目の走行では、現在地と目的地に対応するセルを除く最短経路上の 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 (2,2) と (4,4) のセルが 1、(2,3) (3,2) (3,4) (4,3) は 2、(3,3) は 3 が算出される。算出された 7 セルのうち最小値となる (2,2) と (4,4) のセルを経由地セルの候補とする。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、(2,2) と (4,4) のうち (2,2) 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投票され、現在地と目的地を含むセルは 2 となり、(2,2) (2,3) (3,2) のセルは 1 となる。

3 回目は、2 回目と同様に最小の 0 のセルのうち目的地に最近傍のセルが経由地セルとして選出されるが、地図上の現在地と経由地と目的地を結ぶ最短経路が既に走行したセルとなった場合を示す。この場合も走行結果からセルに投票される。以上の操作を繰り返すことで、データ取得率の低いエリアから順に取得でき、効率的なデータ収集が可能となる。

4. 電動自転車によるデータ収集とナビの実装

本章では、実装した電動自転車向けの快適なナビゲーションのアプリケーションと、携帯端末によるデータ収集および分析結果について述べる。

4.1 システム構成

本実験にて用いた自転車を図 3 に示す。ハードウェアは電動自転車、Google Pixel5 (Android 11)、Raspberry

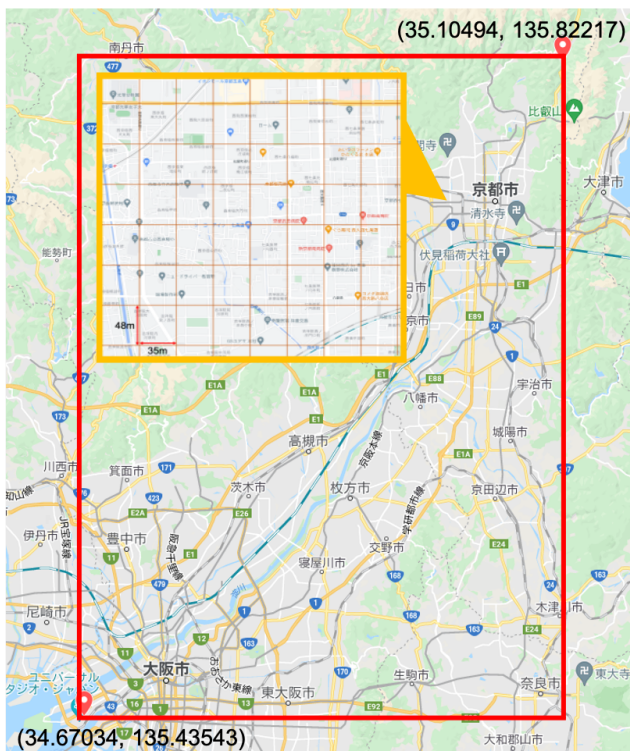


図 4 アプリ使用可能エリア

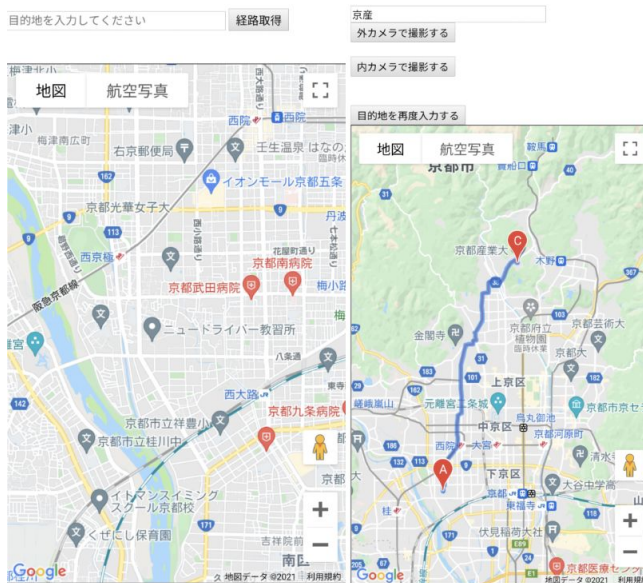


図 5 左図：アプリ起動時 右図：目的地入力後

Pi4 モデル B(version10.9) とモバイルバッテリーを使用した。Raspberry Pi は Google Pixel とテザリングすることで、サーバとの通信を可能とした。ソフトウェアの環境は Apache (2.4.29), php (7.2.24), python (3.6.9), flask (1.1.2), mysql (14.14), cordova (10.0.0) を使用した。

表情における感情分析は Microsoft Azure (Perceived emotion recognition) を使用した。API を呼び出すと結果は JSON 形式で返される。返り値は認識顔の範囲や 8 つの感情の各スコアである。各スコアはそれぞれの比をあわら

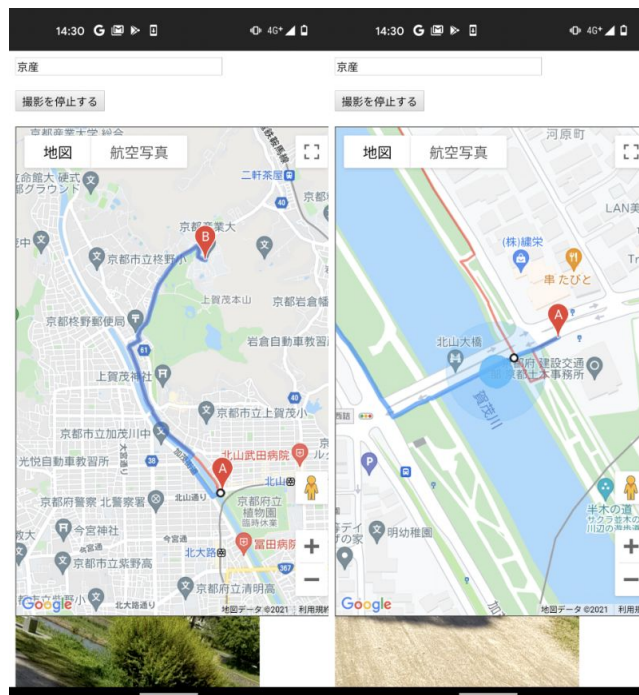


図 6 左図：撮影開始時 右図：走行中

しており、8 つの感情スコアを合計すると 1.0 となる。

経路推薦の範囲は京都市内と大阪市内を対象とする（緯度、経度）= (34.67034, 135.43543), (35.10494, 135.43543), (35.10494, 135.82217), (34.67034, 135.82217) 内とし、1000*1000 のセルに分割した（図 4 の赤枠内）。実座標とセルを対応すると、1 セルの大きさは縦が約 48m, 横が約 35m であった。

4.2 経路推薦アプリケーション

図 5 にアプリを起動してから目的地を入力するまでの流れを説明する。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、青色の経路は経由地を 1 点通る最短経路である。

図 6 に目的地を入力してから画像取得を開始するまでの流れを説明する。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 回現在地の更新がされるので、ユーザは表示されている経路に従い走行する。

4.3 画像データ取得と分析結果

実装したアプリケーションを用いてデータ取得と分析を行った。実験では被験者に青色の提案経路を通して走行するよう指示を行い、走行時の表情は 3 秒毎に取得しサーバへ転送し、サーバで画像を分析した。4 月 30 日と 5 月 1 日

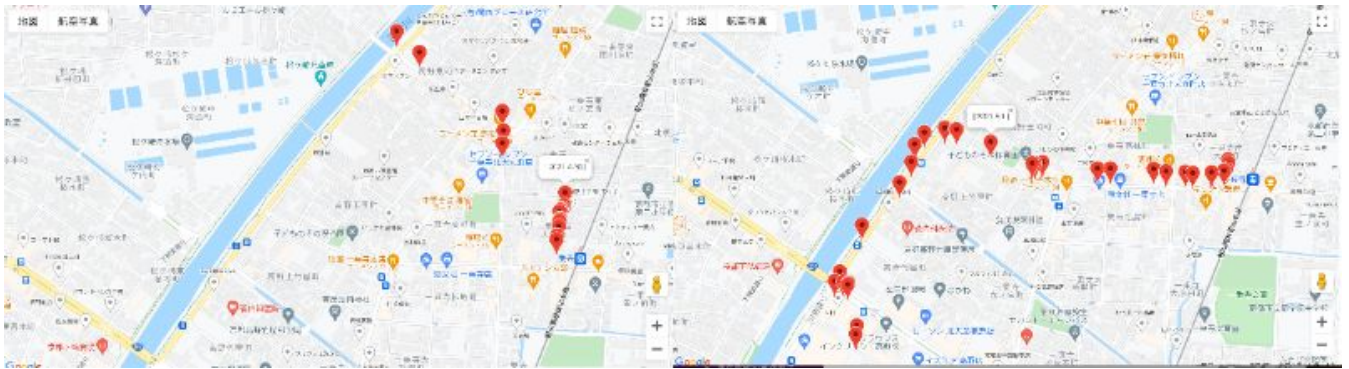


図 7 左図：4月30日に取得したデータ点 右図：5月1日に取得したデータ点



図 8 走行中の表情画像の例

に実験を行ったところ、図7内のプロット点においてデータの取得を確認することが出来た。

図8に取得した画像の一例を示す。この画像ではマスクを着用して撮影をしているが、表情が分析出来ない為、実験を行う際はマスクを外した。

4月30日に実施した実験では、21件のデータを取得した。表情分析が可能だったのは21件中3件(取得率14%)という結果だった。また、同じユーザーで5月1日に同様の実験を行ったところ41件のデータを取得し、表情分析は24件可能(取得率58%)であった。環境の条件が同じに関わらず取得率に大きな差がある。クライアント側で考えられる要因はカメラの位置である。表情認識の際に顔の角度は認識度を左右する重要な要因である。実験前にアプリ内で取得される画像が表示されるので、事前に位置が合っているかキャリブレーションを実施する必要がある。環境として考えられる要因は実験時の時間である。4月30日、5月1日は両日曇りであったことから、豪雨等を除く天候に

よる影響は少ないと考えられる。一方で、実験時の時間帯は4月30日が17時30分～18時(夕方)、5月1日が14時30分～15時(昼間)の間と異なる時間帯であった。そのため、4月30日分の取得画像は天候が曇りかつ夕方のため、輝度が低く、認識率が下がったことが要因として考えられる。輝度による認識率の変化は十分なデータ量がないと判別ができないが、今後、輝度に影響する時間帯と天候を考慮した実験を進め、認識率の向上を目指す。

表情から感情分析が可能であった計27件の表情分析結果は約92%で「contempt」のスコアが0.9を超えていた。残り約8%は「surprise」のスコアが高かった。9割以上が「contempt」でネガティブの感情であったので、走行中のベースがマイナス評価で取得されると考えて、数パーセントの割合で取得される「surprise」やポジティブの感情に注目してデータの活用を考えるべきだと思う。また、実験時にアノテーションできるということを伝えて、積極的に感情を表情に表現してもらうことで信頼性の高いアノテーションが可能であると考えられる。

実験後のユーザーのフィードバックでは、通勤通学時で「通ったことのないルートで新鮮だった」というコメントや「公園の中を通る道は秀逸」というコメントを得られた。一方で、推薦された道が「バス道と重なっており、歩道もなかったので怖かった」というコメントがあった。通勤時に異なるルートを提供することで自転車を利用することのインセンティブにつながる可能性を示唆できた。今後、快適性に加え、健康的、環境的なインセンティブとなる経路推薦や安全性の高い経路推薦を行っていく予定である。

5. おわりに

本研究では、電動二輪車に向けた効率的な画像取得方法ならびに快適な経路推薦システムを提案し、大阪と京都の地域で画像取得・分析ならびに経路推薦を実装し、検証した。構築したシステムにより、自転車に装備した携帯端末を使用して画像を取得し、走行した経路の周辺環境となるセルに対して投票することで、効率的に経路へアノテ

ションしつつ目的地までの走行時間に影響の少ない範囲で多様な経路を推薦できることを確認した。今後、角度や輝度等の問題を解決することで、データ取得率を向上する予定である。また、経路推薦のアルゴリズムは各セル内のデータの個数のみで経由地を求めている。今後多くのユーザによるデータ収集に対応することを予定しており、ユーザ毎に独自の感情分析の学習モデルを構築し、投票する値の信頼性を高める予定である。また、現在著者らで取り組んでいる表情画像による経路の潜在的アノテーションと明示的アノテーション手法を経路推薦アルゴリズムと連携し、快適な経路推薦の検証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。

参考文献

- [1] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.
- [2] 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.
- [3] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25:1097–1105, 2012.
- [4] Da Li, Rafal Rzepka, Michal Ptaszynski, and Kenji Araki. A novel machine learning-based sentiment analysis method for chinese social media considering chinese slang lexicon and emoticons. In *AffCon@ AAAI*, 2019.
- [5] Da Li, Rafal Rzepka, Michal Ptaszynski, and Kenji Araki. Hemos: A novel deep learning-based fine-grained humor detecting method for sentiment analysis of social media. *Information Processing & Management*, 57(6):102290, 2020.
- [6] 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.
- [7] Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, and Veselin Stoyanov. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692*, 2019.
- [8] Hieu Pham, Zihang Dai, Qizhe Xie, Minh-Thang Luong, and Quoc V Le. Meta pseudo labels. *arXiv preprint arXiv:2003.10580*, 2020.
- [9] Toshiyuki Sakai. Processing of multilevel pictures by computer—the case of photographs of human face. *Systems Computers Controls*, 2(3):47–54, 1971.
- [10] Toshiyuki Sakai, Makoto Nagao, and Takeo Kanade. *Computer analysis and classification of photographs of human faces*. Kyoto University, 1972.
- [11] Panote Siriaraya, Yuanyuan Wang, Yihong Zhang, Shoko Wakamiya, Péter Jeszenszky, Yukiko Kawai, and Adam Jatowt. Beyond the shortest route: A survey on quality-aware route navigation for pedestrians. *IEEE Access*, 8:135569–135590, 2020.
- [12] Yuxian Sun and Lyndon Lee. Agent-based personalised tourist route advice system. ISPRS 2004: 20th International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2004.
- [13] Tomonari Uchim and Shinji Chiba. Proposal of a smart bicycle tourism improving tourability and safety for tourists by mesh lpwa communication system. In *2020 Eighth International Symposium on Computing and Networking Workshops (CANDARW)*, pages 298–301. IEEE, 2020.
- [14] Steven Verstockt, Viktor Slavkovikj, Pieterjan De Potter, Jürgen Slowack, and Rik Van de Walle. Multimodal bike sensing for automatic geo-annotation geo-annotation of road/terrain type by participatory bike-sensing. In *2013 International Conference on Signal Processing and Multimedia Applications (SIGMAP)*, pages 39–49. IEEE, 2013.
- [15] 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.
- [16] Yuanyuan Wang, Yihong Zhang, Panote Siriaraya, Yukiko Kawai, and Adam Jatowt. Language density driven route navigation system for pedestrians based on twitter data. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Intelligent User Interfaces Companion*, pages 1–2, 2018.
- [17] Qizhe Xie, Minh-Thang Luong, Eduard Hovy, and Quoc V Le. Self-training with noisy student improves imagenet classification. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 10687–10698, 2020.
- [18] Zhilin Yang, Zihang Dai, Yiming Yang, Jaime Carbonell, Ruslan Salakhutdinov, and Quoc V Le. Xlnet: Generalized autoregressive pretraining for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1906.08237*, 2019.
- [19] Andrea Zanella, Nicola Bui, Angelo Castellani, Lorenzo Vangelista, and Michele Zorzi. Internet of things for smart cities. *IEEE Internet of Things journal*, 1(1):22–32, 2014.
- [20] Jichang Zhao, Li Dong, Junjie Wu, and Ke Xu. Moodlens: an emoticon-based sentiment analysis system for chinese tweets. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 1528–1531, 2012.
- [21] 河野亜希 谷村孟紀 崔楊 河合由起子, 川崎洋. 景観を考慮したドライブナビゲーションシステムの検討. *情報処理学会シンポジウム論文集*, 2008.
- [22] 鈴木隆二 高橋淳二, 戸辺義人. 実環境における自転車とスマートフォン端末を用いた路面状態検出. *情報処理学会研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI)*, 2017(9):1–6, 2017.