

快適二輪車ナビのための記憶の影響を考慮した 画像の感情強度抽出手法の提案

栗 達¹ 山口 琉太¹ 阿藤 圭佑¹ 義久 智樹² 下條 真司² 河合 由起子^{1,2}

概要：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のための経路推薦を目指し、本研究では、快適二輪車ナビのための記憶の影響を考慮した画像の感情強度抽出手法を提案し、安全性と快適性を考慮した経路推薦を実現する。従来研究では、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、安全な経路推薦を実現しているが、風景の評価を含め、ユーザ側のフィードバックを考慮した環境データ取得を目的とした経路推薦は多くない。本研究では、経路推薦のために必要な学習用データをユーザの潜在意識となる表情画像から自動ラベリングする潜在的フィードバック（評価）手法と、それらラベリングに対するユーザの明示的なフィードバックにより信頼性の高いラベリング手法を提案する。提案する明示的なフィードバックでは、潜在的フィードバックによりラベリングされたデータに対して、ユーザの記憶に基づき評価値に重み付けする。特に、本稿では電動自転車ユーザを対象とした風景画像データに対して、ユーザの表情から感情強度を抽出し、潜在的フィードバックの評価値として付与し、時間による重み付けから感情強度を抽出し、電動自転車向け経路推薦・フィードバックのシステムを構築し、記憶による風景に対する感情強度の変化を検証する。

A Proposal of Image Sentiment Strength Extraction Considering the Effect of Memory for Comfortable Bicycle Navigation

DA LI¹ RYUTA YAMAGUCHI¹ KEISUKE ATO¹ TOMOKI YOSHIHISA² SHINJI SHIMOJO²
YUKIKO KAWAI^{1,2}

1. はじめに

近年、国土交通省がMaaSの早急な普及に取り組むなど、移動の利便性向上が進められている。MaaSとは、地域住民や旅行者のトリップ単位での移動ニーズに対応し、複数の公共交通やそれ以外の移動サービスを最適に組み合わせ、検索・予約・決済等を一括で行え、観光や医療等の目的地における交通以外のサービス等との連携により、移動の利便性向上や地域の課題解決にも資する重要な手段となるものである。日本ではスマートシティ実現に向けたMaaS基盤による事業が始まっており、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 [20]。

本研究は、MaaSにおけるラストマイル5km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、経路推薦のために必要な学習用データをユーザの潜在意識となる表情画像から自動ラベリングする潜在的フィードバック手法と、それらラベリングに対してユーザの記憶を考慮した明示的なフィードバックによる信頼性の高いラベリング手法を提案する。これにより、自動車専用道路と歩道等の画像や経路情報に対して、効率かつ安全にラベリングでき、信頼性の高い画像データによる快適性分析とナビゲーションが実現される。

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。

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

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性を抽出し、経路を推薦する。現在著者らは電動二輪車に装備した携帯端末と Raspberry Pi による風景画像ならびに表情画像の効率的なデータ収集と分析、ナビゲーションシステムの構築の開発を進めている。特に、本稿では電動自転車ユーザを対象とし、構築した画像取得・分析システムを用いて、表情から得られる感情値を潜在的フィードバックおよび、記憶に基づいた明示的フィードバックを用いた画像への感情強度算出を提案し、被験者実験により検証する。

2. 関連研究

本節では、適合フィードバックによる情報推薦技術、感情分析技術、二輪車ナビゲーションシステム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 情報推薦技術

情報推薦においてユーザが欲しい情報を得ることが困難なことが多々ある。これにはラベル付きのデータが少なく収集されたデータの信頼性が低い等の理由が考えられる。このことを克服する手段として適合フィードバック (relevance feedback) の研究が広くされている [5][12]。Shahabi らは遺伝的アルゴリズムを使用し、Web ナビゲーションのうち、潜在的なユーザの適合性フィードバックを利用することによって、自動的に信頼値を学習することができた [10]。Yang らはマルチモーダル融合と適合フィードバックに基づき、オンラインビデオ推薦システムを提案した。適合フィードバックを使用し、ユーザーのクリックデータによって各モーダル内の重みと各モーダル間の重みを自動的に調整することを実現した [18]。

本研究では二輪車ユーザを対象とした風景画像データに対して、ユーザの表情から感情値を抽出し、場所に対して潜在的なフィードバックの評価値として自動付与し、また、潜在的フィードバック後に、ユーザに明示的なフィードバックを行ってもらうことで、時間による重み付けから感情強度を抽出する点が特徴である。

2.2 感情分析

現在、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）とテキスト（文字、顔文字、絵文字など）。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 [21]。さらに、Li らは絵文字辞書とスラング辞書を構築し [3]、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 [4]。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[19] や RoBERTa[6] 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。

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 [8][9]、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[2] 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 [7]。

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。

2.3 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 [22][13][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、自転車走行ルートの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 [14]。

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。

3. 快適二輪車ナビゲーションシステム

本研究では、快適な二輪車ナビゲーションシステムを構築し、運転中のユーザの表情から潜在的評価を抽出し、潜在的評価値が閾値以下に対して一定時間後に明示的評価に

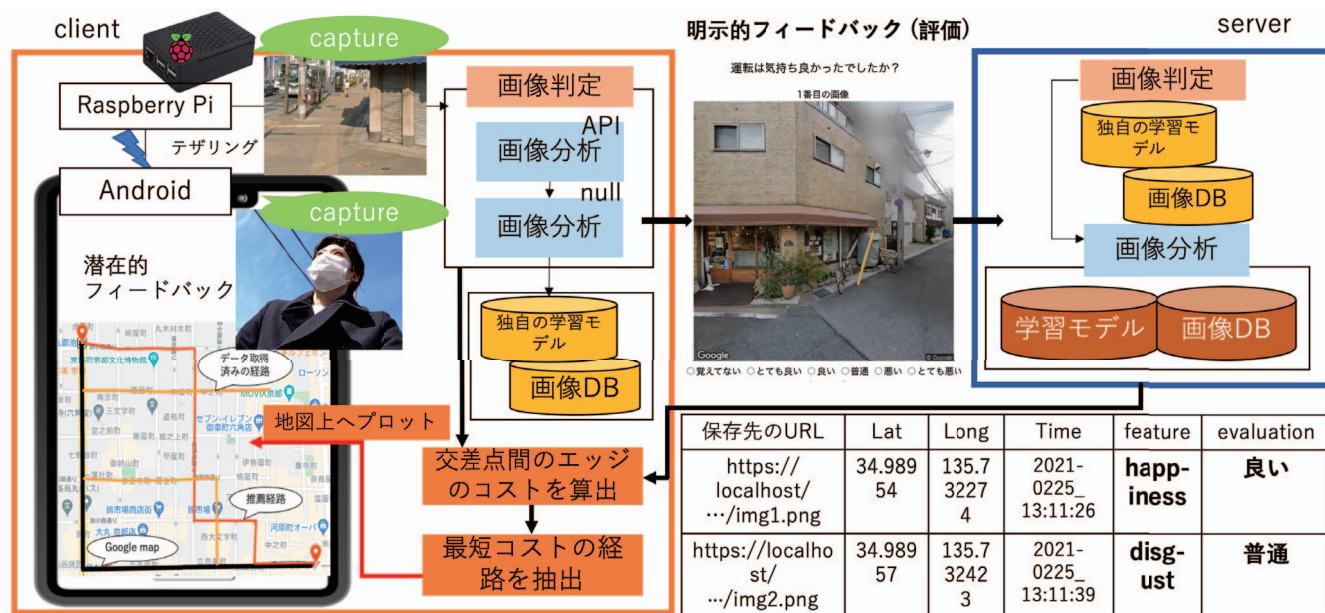


図 1 提案システムの構成と分析の流れ

より感情強度を算出する手法を提案する。提案するシステムは、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 にシステムの概要と、画像取得と分析、ユーザの潜在的評価と明示的評価の流れを示す。

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) の表情画像分析の感情値を特徴 (feature) としてラベリング
 - (5) 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
 - (6) 送付された画像に対してクライアントが明示的に評価
 - (7) クライアントの評価値に基づき画像の感情強度を算出
- (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。

画像分析結果のうち表情画像から得られた感情の feature を潜在的フィードバックとしてラベリングする (4)。表情を feature としてラベリングすることで、意図せずに潜在意識となる快適や不快感を取得できるだけでなく、心拍と異なり意図して表情を作ることもできる。また、自転車走行中の視認性と操作性への支障がなくなり、安全性も向上する。

明示的フィードバックは、feature の感情値が閾値以内の画像を選出し、一定時間後にユーザの端末に送付し、評価を実施する (5)。具体的には、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 の強弱を評価してもらう。また、happiness 値が strong (0.9) の場合、1 週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。

次節では、画像データ取得および快適さの分析手法、さらに記憶の影響を考慮した感情強度抽出手法について述べる。

3.1 画像データ取得と表情分析による潜在的フィードバック

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に、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できるだけでなく、心拍と異なり意図して表情を作ることでもでき、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, sorrowLikelihood, 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 記憶の影響を考慮した感情強度抽出手法

人間は長時間の後に想起されたエピソードが忘れられたエピソードより、すべての感情において強い傾向がある。[23] 長時間にユーザの記憶に残った風景は感情強度が強いと想定することはでき、ラベリングされたデータの信頼性は高い。また、事前分析により Azure の表情分析ツールを使用し、取得した結果は天気および写真の角度などの要員に依存するので、感情のラベルとして使用するのはデータの信頼性が低いとなる可能性がある。そこで、本研究では、取得した画像データのうち、ユーザの記憶の影響を考

運転は気持ち良かったでしたか？

1 番目の画像



○覚えてない ○とても良い ○良い ○普通 ○悪い ○とても悪い

図 2 自転車走行中の風景についてのフィードバック

慮した時間間隔で画像データを提供し、ユーザの評価結果をデータ取得・感情分析にフィードバックするための、画像の感情強度抽出手法を提案する。

提案する電動自転車ユーザへ安全性と快適性の高い経路推薦のための画像の感情分析では、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装備した端末より取得する。データ取得の自転車には、カメラ付き Raspberry Pi を環境データ取得用端末、Android 携帯を運転者データ取得用端末として搭載する。これら端末から位置情報となる緯度経度と時刻を取得し、走行時の表情や道路画像データに付与する。取得した表情の画像は Azure の表情分析ツール (Perceived emotion recognition) を使用し、faceAttributes の 8 つの感情に分類された感情値を取得する。

分析結果のうち、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、図 2 に示すように運転中の感情が正解 (5 段階) か不明 (覚えてない) かを評価する。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 として算出され、画像に感情値と共にラベリングされる。

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

ここで、パラメータ λ_1 と λ_2 の合計は 1 とする。Azure よりラベリングされたデータの信頼性を高めるため、長時間にユーザの記憶に残った風景は感情強度が強いと想定することはできることで、より長時間の評価により大きい λ_2

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

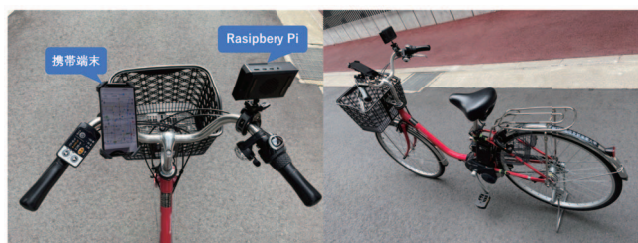


図 3 携帯端末と Raspberry Pi を装備した電動自転車



図 4 目的地入力後の操作画面

値を与える。 S_A は Azure の感情分析結果 0 ～ 1 の定数であり、 S_U は 5 段階評価された結果となる（とても良い=1；良い=0.75；普通=0.5；悪い=0.25；とても悪い=0）。

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、ユーザへ再提供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。

4. 二輪車ナビによる潜在的・明示的フィードバックの実装

4.1 システム構成

快適な二輪車ナビの実現を目指し、本稿では電動自転車に装備した携帯端末から表情を取得し、潜在的感情値をラベリングし、走行後に明示的フィードバックにより感情強



図 5 撮影開始時の操作画面（走行中）

度の算出を実装し、検証する。

ハードウェアは電動自転車、Google Pixel5 (Android 11), Raspberry Pi4 モデル B(version10.9) を使用した。本実験にて用いた電動自転車を図 3 に示す。ソフトウェアの環境は Web サーバに Apache (2.4.29), クライアントとサーバのインタフェースに php (7.2.24), 画像解析に python (3.6.9), flask (1.1.2), mysql (14.14), cordova (10.0.0) を使用した。なお、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 (anger, contempt, disgust, fear, happiness, neutral, sadness, surprise) の各スコアである。

4.2 経路推薦アプリケーション

図 4 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 5 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

表 1 走行中景色に対する明示的フィードバックにより感情強度の算出結果（1 回目）

ID	“happiness” of Azure	evaluation 1day	evaluation 4days	evaluation 7days	sentiment strength
555	0.001	0.75	0.75	0.5	0.4002
561	0.006	0.5	0.5	0.5	0.4012
568	0.001	0.5	0.5	0.5	0.4002
573	0.01	0.5	0.5	0.5	0.402
574	0.01	0.5	0.5	0.5	0.402
576	0.001	0	1	0.75	0.6012
579	0.003	0.5	0.5	0.75	0.6006
580	0.001	1	1	0.75	0.6012
582	0.001	1	1	0.75	0.6012
average	0.0038	0.5833	0.6944	0.6111	0.4900

表 2 走行中景色に対する明示的フィードバックにより感情強度の算出結果（2 回目）

ID	“happiness” of Azure	evaluation 1day	evaluation 4days	sentiment strength
923	0	0.5	0.5	0.35
924	0	0.5	0.5	0.35
928	0	0.75	0.75	0.525
929	0	0.5	0.25	0.175
930	0	0.5	0.5	0.35
931	0	0.75	0.5	0.35
939	0	0.5	0.25	0.175
943	0	0.5	0.5	0.35
948	0.001	0.75	0.5	0.5253
951	0	0.5	0.25	0.175
960	0.037	0.75	0.75	0.5361
961	0.001	0.75	0.5	0.3503
average	0.0033	0.6042	0.4792	0.3510



図 6 携帯端末より得られた走行中の表情画像の例

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 表情画像データ取得と感情分析

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



図 7 明示的フィードバックとして選出された経路風景の画像（1 回目）

へ転送し，サーバでリアルタイムで表情画像を感情分析し，アノテーションする．図 6 に取得した画像の一例を示す．

1 回目の実験は 2021 年 5 月 1 日 14 時 33 分から始まり，

表 3 Azure により顔表情の感情分析結果の例

ID	anger	contempt	disgust	fear	happiness	neutral	sadness	surprise
555	0.002	0.979	0.002	0	0.001	0	0	0.017
937	null	null	null	null	null	null	null	null

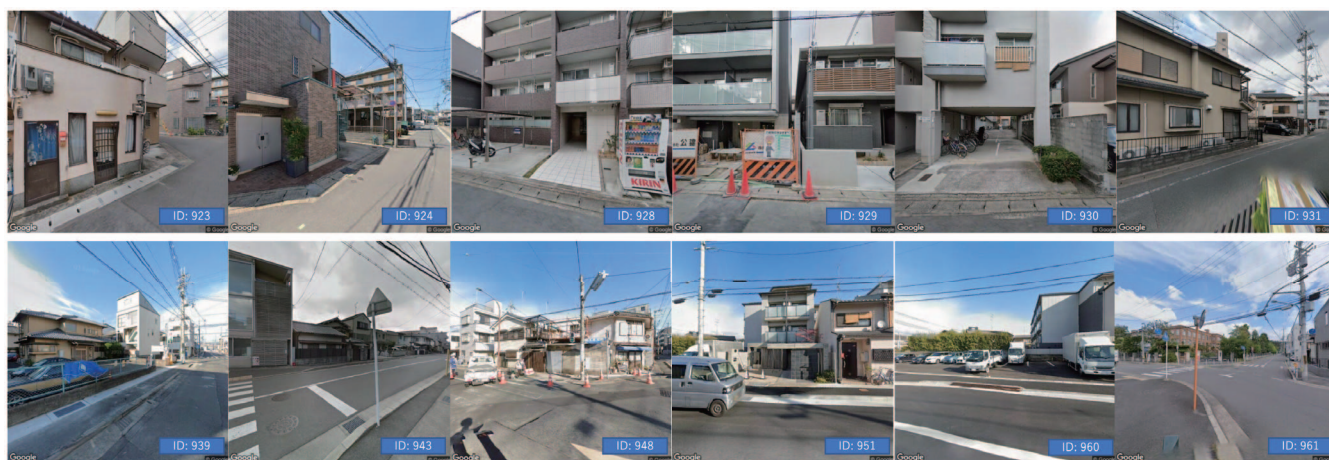


図 8 明示的フィードバックとして選出された経路風景の画像（2 回目）

合計 41 枚顔写真を収集した。そのうち 9 枚が Azure により分析できた。分析結果の 9 枚の画像を明示的フィードバック対象画像とし、緯度経度より Google Street View (GSV) より走行時の風景画像を取得し、ユーザへ提示した。

2 回目は 2021 年 5 月 6 日 09 時 27 分から始まり、1 回目と異なるルートで合計 88 枚顔写真を収集し、そのうち Azure の解析結果の 12 枚を対象とし、緯度経度より取得した GSV 画像を使用した。図 7 と図 8 は選出された経路風景の画像を示す。

4.4 感情強度の算出結果の検証

潜在的フィードバックについて、Microsoft Azure が提供する Face (Perceived emotion recognition) API を呼び出し、表情の 8 つのスコアをそれぞれ取得する。本稿では、記憶による感情の変化を対象としているため、初期段階の実験として、快適性の指標となる「happiness」の値のみを使用した。3.2 章に述べた提案手法により、顔表情の感情強度を算出した。表 1 と表 2 に感情強度の算出結果を示す。ここで、運転日から一日後の評価に λ_2 の値に 0.6 を与え、四日後の評価に 0.7 を与え、一週間後の評価に 0.8 を与える。

4.5 考察

本稿の実験では、顔表情分析による潜在的評価およびユーザの明示的フィードバックにより、二輪車移動経路の風景に対する感情値の効率的かつ安全なアノテーションと感情強度の算出方法を提案した。表 1 と表 2 に、1 回目と 2 回目の表情による潜在的評価結果と走行後の明示的フィードバックの結果ならびに算出された感情強度を示す。なお、感情強度は、運転日から 7 日後（1 回目）と 4 日後（2

回目）の評価を用いて算出した。1 回目の結果より、1 日後と比較して 4 日後より 7 日後に走行時の快適度評価が変化していることがわかる。また、評価枚数が 3 割増加した 2 回目では、4 日後の快適度評価が 1 回目より多く変化した。全体平均から時間が長くなることで減少していることがわかる。一方で、ID:579 は 7 日後に 0.5 から 0.75 に増加しており、ID:555、ID:960 は 0.75 から減少しておらず、「happiness」の潜在的評価も相対的には高く、記憶に残る快適な地点であったことが確認できた。以上より、同じ景色に対し記憶の影響により評価が異なることが明らかとなった。

さらに、表 3 に Azure により 8 つカテゴリの感情分析結果の例を示す。自転車を運転する時、交通状況などの要因で良い景色を見てもポジティブな顔しない場合は多い。そのため、ID:555 のような「contempt」と「neutral」に高い値を得るのは少なくない、本研究のラベリング手法によりこの問題を改善することはできる。ID:937 に示したような全てのカテゴリに「null」を得たデータも多い。それは携帯端末の設置角度、顔の撮影角度、天気や時間帯などの問題で分析できない画像を取得したと考えられる。今後はこの問題について、対応策を検討し、追加実験を行う予定である。また、本稿の実験は「happiness」のみ使用したが、今後は 8 つカテゴリの結果を全て使う予定である。

5. おわりに

本研究では、電動二輪車から得られる走行中の表情画像を分析し、感情値を潜在的フィードバックとし場所に対し自動アノテーションし、さらに記憶に基づいた明示的フィードバックにより感情強度を算出する手法を提案し

た。表情分析結果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、先行研究の効率的なデータ収集と快適なナビゲーションが可能になる。実験では、携帯端末を使用して画像を取得し、感情分析より位置に対する潜在的アノテーションを確認できた。ただし、解析不能な画像の多くが、設置角度の問題であることが明らかとなり、今後学習精度の向上を予定している。また、「happiness」のカテゴリのみならず、「fear」や「anger」等の対極となる感情を使い、より有効的な感情強度を算出方法を提案する。

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] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] Xiaozhong Liu, Yingying Yu, Chun Guo, and Yizhou Sun. Meta-path-based ranking with pseudo relevance feedback on heterogeneous graph for citation recommendation. In *Proceedings of the 23rd acm international conference on conference on information and knowledge management*, pages 121–130, 2014.
- [6] 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.
- [7] Hieu Pham, Zihang Dai, Qizhe Xie, Minh-Thang Luong, and Quoc V Le. Meta pseudo labels. *arXiv preprint arXiv:2003.10580*, 2020.
- [8] Toshiyuki Sakai. Processing of multilevel pictures by computer-the case of photographs of human face. *Systems Computers Controls*, 2(3):47–54, 1971.
- [9] Toshiyuki Sakai, Makoto Nagao, and Takeo Kanade. *Computer analysis and classification of photographs of human faces*. Kyoto University, 1972.
- [10] Cyrus Shahabi and Yi-Shin Chen. An adaptive recommendation system without explicit acquisition of user relevance feedback. *Distributed and Parallel Databases*, 14(2):173–192, 2003.
- [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] Eleni Stai, Stella Kafetzoglou, Eirini Eleni Tsiropoulou, and Symeon Papavassiliou. A holistic approach for personalization, relevance feedback & recommendation in enriched multimedia content. *Multimedia Tools and Applications*, 77(1):283–326, 2018.
- [13] Yuxian Sun and Lyndon Lee. Agent-based personalised tourist route advice system. *ISPRS 2004: 20th International Society for Photogrammetry and Remote Sensing ...*, 2004.
- [14] 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.
- [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] Bo Yang, Tao Mei, Xian-Sheng Hua, Linjun Yang, Shi-Qiang Yang, and Mingjing Li. Online video recommendation based on multimodal fusion and relevance feedback. In *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval*, pages 73–80, 2007.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 北村瑞穂. 想起範囲による自伝的記憶の差異-感情のタイプと強さによる検討. In *日本心理学会大会発表論文集 日本心理学会第 70 回大会*, pages 3PM128–3PM128. 公益社団法人 日本心理学会, 2006.