

生体情報を考慮した安全運転支援電動車いすの開発

研究代表者 松 島 宏 典 久留米工業高等専門学校 制御情報工学科 教授

1 はじめに

現在、日本では高齢化が進んでおり、2030年代には3人に1人が高齢者となる社会に突入することが予想されている。特に地方では、急激な少子高齢化が進展しており、将来の生活機能維持が深刻な課題となっている。公共交通機関が利用しづらい場合や地理的な制約がある場合、多くの人々が自動車の運転を活用している。しかし、高齢者による運転に伴う交通事故が増加しており、ハンドル操作不適、ブレーキとアクセルの踏み間違い、反対車線への進入などが問題となっている。

現行の対策として、自治体によるコミュニティバスサービスや免許返納制度が存在するが、これらにも様々な課題がある。コミュニティバスサービスは運行コストの上昇や利便性の低減、自治体の財源不足といった課題に直面している。また、新型コロナウイルス感染症の拡大により、免許返納制度の返納率が減少している状況もある。今後も自動車の運転に頼らざるを得ない状況が続く一方で、上記の問題を解決するためには新たなモビリティの導入が求められる。これには、高齢者でも利用しやすい交通手段や、自動車と同等の利便性を提供する代替手段の開発が不可欠である。

そこで、申請者は、電動車いすに着目し、コンピュータビジョンに基づいた安全運転支援機能について研究を進めてきた。しかし、ドライバの運転特性に合わせた支援を効果的に行うことが重要な要素となっている。よって、ドライバの生体情報を取得することにより、ドライバの特性に合わせた支援機能を提供し、快適な操作の実現や、事故の発生原因の解消に寄与することを目的とする。これにより、豊かなモビリティ社会と地方創生に貢献することを目指す。

2 研究概要

2-1 関連研究

以前より、ステレオカメラを複数配置し、全方向の情報を解析することにより安全を確保することを目指したインテリジェント電動車いすや、歩行者 ITS (Intelligent Transport Systems : 高度道路交通システム) を利用して自動車との衝突防止を目指した電動車いす用衝突警報装置の開発等がなされているが、普及には課題があった[1][2][3][4]。それに対して、超音波センサを用いた電動車いす用安全走行装置の研究開発も行われていたが、実際の普及までには至っていない[5]。

佐藤らは、2010年に電動車いすの安全を技術的側面から支援することを目的に、「障害物・段差危険回避技術」「段差踏破技術」「直進走行技術」「対人衝突回避技術」「対人協調走行技術」等の研究について報告している[6]。障害物の検出に関しては、全方向ステレオカメラを使用しているが、特殊な形態のセンサであるため、こちらも普及には至っていない。敷島らは、2021年に搭載した単眼カメラを用いて、移動障害物を検出するための機械学習システムを提案した[7]。久留米大学では、2021年に高齢者が自由に外出できることを目指して、先進高齢者 MaaS (Mobility as a Service) を実現するために、福祉インテリジェントモビリティサービスを提唱し、電動車いすの自動運転技術の開発に取り組んでいる[8]。この自動運転システムは、2D-LiDAR, Intel RealSense, ビーコン, ソナーなどの複数のセンサを組み合わせることにより、数センチメートルの自己位置推定精度を実現している。また、屋外においては、前述のセンサ類に加え準天頂衛星システム「みちびき」も利用して自動運転を実現している。しかし、環境により数十センチメートル

レベルの自己位置推定誤差が生じる、段差や大きな穴を認識できない、などの課題が報告されている。2022年には、アルプスアルパインの障害物検知ユニットが福伸電機の次世代電動カートに搭載されて販売された。しかし、段差やコーナ点などで安全運転支援機能が動作しない場合があり、また、過剰に機能が動作する場合もあるため、本質的に必要な安全運転支援機能を常時提供しているとは言い難い。上記までの研究における共通の課題は、ドライバの習熟を考慮した研究開発ではないこと、安全制御における各種パラメータの最適化が困難であること、等である。このような背景から、本研究では、生体情報を活用してドライバの運転特性を把握することで、これらの課題に対処し、安全運転支援機能をより効果的に提供することを目指す。本観点において、2023年に国立研究開発法人科学技術振興機構のムーンショット型研究開発事業において、生体情報を考慮した電動車いすとして、脳波でコントロールする電動車いすの研究開発が進められている。しかし、この研究の趣旨は生体情報の利用そのものに焦点が当てられており、本研究とは異なるものとなっている。

2-2 システム構成

本研究のシステム構成例を図1に示す。実験では、電動車いすにスズキセニアカー、WHILL Model CR等を用いた。センサには、Insta360 Pro2、カメラが付属しているタブレットPC等を用いた。また、周辺環境の3次元情報を取得するために、AR-VLP-16を用いた。生体情報の取得には、Altaire, Polymate Pro MP6000を利用した。ここで、取得された画像データの一例を図2に示す。

3 研究内容

3-1 危険物検知

実際の機械学習による画像分類技術は、教師あり学習で学習させたニューラルネットワークによるものが主流となっている。しかし、アノテーションされた大量の画像を用意する必要があるため、コスト面を含めた課題がある。また、基本的に学習データと同じカテゴリのデータに対する推論能力しか持たないため、実際に運用できる場面は限定的ものとなる。よって、これらの問題を解決するため、教師なし学習、自己教師あり学習による手法が研究されている[9]。これらの手法は、アノテーション画像が取得できない状況においても学習を行うことができるため、コストを大幅に削減し、カテゴリに存在しないデータに対しても推論を行うことができる。そこで、本研究では、データの類似度を学習に利用する深層距離学習を用いることで、既知と未知のデータの両方に対して分類を行うことができるモデルを提案する。



図1. システム構成



図2. 取得画像例

(1) 提案手法

提案したモデルの概要を図3に示す[11]。まず、入力した画像はランダムなデータ拡張を施され、1枚の画像から2つのビュー v_i, v_i' を生成する。これらは、それぞれ特徴抽出器 f へ入力され、特徴ベクトル z_i, z_i' を得る[10]。次に、特徴ベクトルは、多層パーセプトロン g により次元削減される。次元削減後の特徴ベクトルは、k-means++によりクラスタリングされる。この結果に基づいて、ラベル付けされていないデータについては疑似ラベルを付与する。得られた疑似ラベルを用いて、対照損失による特徴抽出器の表現学習を行う。Headは線形分類器を示し、学習データに含まれる既知カテゴリの数を C_k 、未知カテゴリの数を C_u とすると、出力次元数は $C_k + C_u$ となる。図中の2組のモデルの重みは共有されており、モデル全体の損失関数は式(1)で表される。

$$L = (1 - \lambda)L_{rep}^l + \lambda L_{rep}^u + (1 - \lambda)L_{distill}^{all} + \lambda L_{crs}^l \quad (1)$$

また、アノテーションデータに対する損失関数を式(2)に、教師なしデータに対する損失関数を式(3)に示す。これらの式を用いて、クラスタリングの結果により同じクラスに属すると判断されたデータの類似度は大きく学習され、違うクラスに属すると判断されたデータの類似度は小さくなるように学習される。

$$L_{rep}^l = \frac{1}{|B_l|} \sum_{i \in B_l} \frac{1}{|N_l|} \sum_{q \in N_l} -\log \frac{\exp\left(\frac{z_i^T z'_q}{\tau_c}\right)}{\sum_{n \in B_l, n \neq i} \exp\left(\frac{z_i^T z'_n}{\tau_c}\right)} \quad (2)$$

$$L_{rep}^u = \frac{1}{|B_u|} \sum_{i \in B_u} \frac{1}{|N_u|} \sum_{j \in N_u} -\log \frac{\exp\left(\frac{z_i^T z'_j}{\tau_c}\right)}{\sum_{n \in B_u, n \neq i} \exp\left(\frac{z_i^T z'_n}{\tau_c}\right)} \quad (3)$$

さらに、バッチB内の i 番目の画像における分類器の出力 $h_i^{(k)}$ より、分類結果の k 番目のクラスのロジット $p_i^{(k)}$ はソフトマックス関数を用いて次のように表される。

$$p_i^{(k)} = \frac{\exp(h_i^{(k)}/\tau_s)}{\sum_{j=1}^K \exp(h_i^{(j)}/\tau_s)} \quad (4)$$

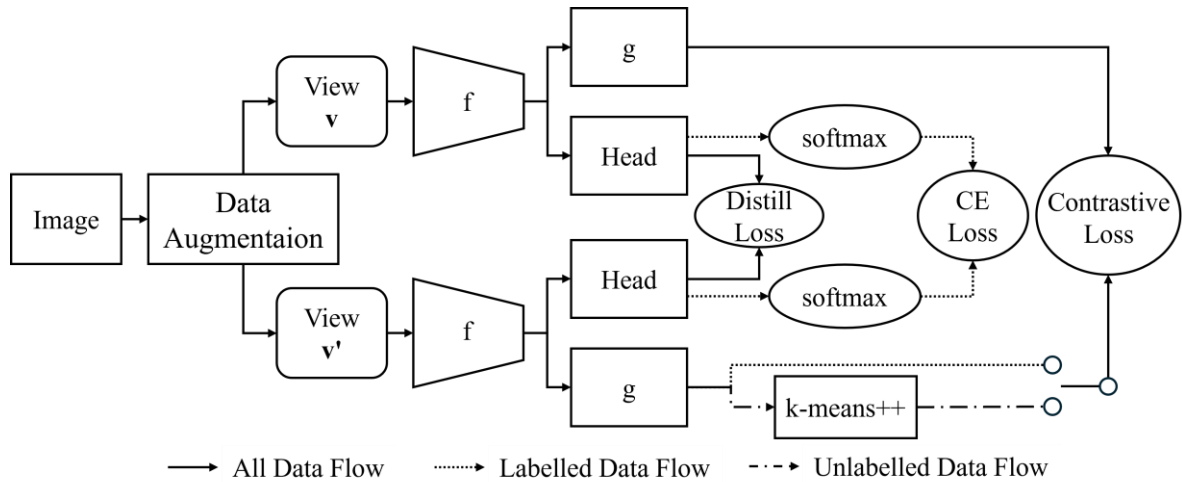


図3. モデル概要図

ここで、自己蒸留の損失関数は、この値を用いた交差エントロピー損失の形で、次のように書くことができる。

$$L_{distill}^{all} = \frac{1}{|B|} \sum_{i \in B} l(q_i, p_i), \quad L_{crs}^l = \frac{1}{|B|} \sum_{i \in B} l(y_i, p_i) \quad (5)$$

$$l(q, p) = - \sum_K q^{(k)} \log p^{(k)} \quad (6)$$

ただし、 q は式(4)により、同じ画像の異なるビューにより計算された値を、 y はラベル付けされているデータのラベルを示す。

3-2 位置情報推定

位置情報の推定技術において、事故を未然に防止するためには、周囲の状況や障害物に対して、自車両がどの位置に存在するかを適切に把握する技術が重要である。SLAM は、車両に取り付けたセンサで周囲環境をセンシングし、環境地図作成と自車位置推定を行う技術であるが、カメラの位置姿勢を正確に推定することが本技術にとって重要である。本研究では、対応点増加に伴う実行時間の増大に対して、重力方向ベクトルを与えることによる自由度の削減と分離を行い、実行時間短縮を行うアルゴリズムを提案した。概要として、まず、事前情報である既知の重力方向ベクトルを用いて自由度を削減し、並進の3自由度に対して Pairwise 制約[12]を用いた分枝限定法を適用する。次に、回転の1自由度に対して、外れ値による影響を考慮し、大域的投票法を適用する。

(1) 提案手法

一般に、カメラの位置と姿勢は、 x, y, z 軸それぞれの並進自由度3と、各軸まわりの回転の自由度3の併せて6自由度で与えられる。しかし、事前に解を求められる重力方向のベクトルを付与した際、 x 軸まわりのロール回転、 y 軸まわりのピッチ回転が固定され、回転の自由度は z 軸まわりのヨー回転のみに削減される[13]。本研究では、事前情報である既知の重力方向ベクトルを用いて自由度を削減し、並進の3自由度に対して Pairwise 制約を用いた分枝限定法を、回転の1自由度に対して大域的投票法を適用することで、高速な推定を行う手法を提案する。まず、Pairwise 制約において、3次元の世界座標系の点 p_i, p_j と、2次元のカメラ座標系の点に対応する単位ノルム方向ベクトル q_i, q_j が与えられたとき、 p_i, p_j, q_i, q_j の関係がカメラの回転パラメータ R と並進パラメータ t によって次式で表現できる。

$$\lambda_i q_i = R p_i + t \quad (i = 1 \dots n) \quad (7)$$

$$\lambda_j q_j = R p_j + t \quad (j = 1 \dots n) \quad (8)$$

ここで、 λ_i, λ_j は未知の深度を表す。これらを消去すると(9)式が導出される。これを並進パラメータに対する Pairwise 制約とし、(10)式を誤差の評価関数とする。

$$(q_i - q_j) \times (R(p_i - p_j) + t) = 0 \quad (9)$$

$$e(t) = \|(q_i - q_j) \times (R(p_i - p_j) + t)\| \quad (10)$$

この制約を分枝限定法アルゴリズムに適用し、並進パラメータを推定する。

回転パラメータ推定のために用いる大域的投票法では、仮説の生成、投票、最適解の選択という3段階の

プロセスから構成される。まず解候補（仮説）を事前に与えた重力情報を基に生成し、次に各仮説についてデータ全体に基づいた投票を行い、適合度を評価する。仮説と対応点の適合度が誤差関数により測定され、誤差が所定の閾値以下である対応点はその仮説に投票する。得票数が多い仮説ほど全体のデータに対して高い適合度を持つと判定する。誤差関数は、仮説となる回転行列 $\mathbf{R}$ と各対応点 $(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_i)$ に基づいて以下のよう

$$E_i = \arccos \left(\frac{\mathbf{q}_i^\top (\mathbf{R} \mathbf{p}_i)}{\|\mathbf{q}_i\| \|\mathbf{R} \mathbf{p}_i\|} \right) \quad (11)$$

投票基準は角度誤差が閾値以下かどうかで判断する。

$$\mathbb{I}(E_i \leq \tau) = \begin{cases} 1 & (E_i \leq \tau) \\ 0 & (E_i > \tau) \end{cases} \quad (12)$$

仮説 $\mathbf{R}$ のスコア S は得票数の総和として次式で与えられ、最も数値の高い仮説が解となる。

$$S(\mathbf{R}) = \sum_{i=1}^N \mathbb{I}(E_i \leq \tau) \quad (13)$$

3-3 運転挙動把握

これまで、運転者の注意状態を評価する手法として、主に脳波 (EEG) を用いた研究が報告されている。EEG は、頭皮上に装着した電極を通じて脳の電気活動を測定する技術であり、特に注意や認知負荷の評価に有効とされる。例えば、脳波データから注意散漫状態を検出するアルゴリズムの開発や、デルタ波、アルファ波などの特定の周波数帯域の変化を解析する手法が提案されている[14]。しかし、脳波のみを用いた手法では環境ノイズや個人差の影響を受けやすく、精度の向上が課題となっている。一方、近年の研究では、顔の表情や視線情報を組み合わせて注意状態を評価する試みも行われており、運転者の視線方向や瞬きの頻度、表情の変化をモニタリングすることで、注意散漫や疲労状態を検出するシステムが開発されている[15]。しかし、これらの手法では脳波データを活用していないため、運転者の内的な注意状態(心理的・認知的な変化)を捉えきれない可能性がある。

(1) 提案手法

ドライバの顔向き検出、感情認識、生体情報計測を組み合わせたドライバのモニタリング手法を提案する。顔向き検出では、カメラで撮影された道路領域を8分割し、顔特徴点検出処理結果からどの領域を注視しているかを判断する。このとき、取得したピッチ角、ヨー角に対応する前方方向画像のピクセル位置を推定する線形回帰学習モデルを作成し、運転者の視線方向を補正する。ここで、ピッチ角は上下方向の顔の傾きを、ヨー角は左右方向の回転を示す。感情認識では、7つの感情(怒り、嫌悪、恐れ、幸福、悲しみ、驚き、無感情)を定義し、走行環境と運転時の感情の変化を取得する。今回は、縁石・段差を事故発生要因とするため、Attention U-Net モデルを用いた教師なしセグメンテーションモデルを作成した。生体情報計測では、認知の判断のために前頭葉を、併せて ECG を計測する。なお、注意散漫を検出するために、視線が進行方向の縁石や段差に向いていない場合、感情が無感情の表情が一定時間以上続く場合、生体情報計測波形が基準値より変化がある場合、注意散漫と定義した[16]。

4 結果

4-1 路面状況把握結果

本研究では、一般的なデータセットとして、乗り物や動物の画像からなる CIFAR-10 を用いた。また、安全運転支援などへの応用を考慮し、Road Damage Dataset(RDD)のバウンディングボックスを切り抜いたものも学習に利用した。データセットの詳細を表 1 に示す。この実験では、MobileViT-S、MobileViT-XS、MobileViT-XXS の 3 つのパラメータ数の異なるモデルを特徴抽出器として利用した。また、実験結果の検証のため、ハンガリアンアルゴリズムによって精度を算出した。実験の結果を表 2 に示す。Old は既知クラスに対する分類精度を、New は未知のクラスに対する分類精度を示す。表により、提案したモデルは、通常の教師あり学習と比較して、未知クラスの分類精度が大幅に高いことがわかる。このことから、この学習手法により、未知クラスに対する分類能力を得ることができたと考えられる。また、データセットごとの傾向をみると、CIFAR-10 に対しては、既知クラスに対する分類精度よりも未知クラスに対する分類精度が上回っている。一方、RDD では既知クラスの分類精度の方が高いことがわかる。このように、データセットによって精度の傾向が異なるのは、データセットの分割によってモデルの適合の傾向が変わっている可能性があると考えられる。CIFAR-10 では、既知クラスが 5 つに対して未知クラスが 5 つであり、データ数はアノテーションされていないものが多いため、クラスタリングの段階においてラベル付けされていない既知クラスのデータの一部分が未知クラスに属すると判定され、未知クラスと比べて既知クラスの精度が下がった可能性がある。また、RDD では、未知クラスの数既知クラスに比較して少なく、未知クラスのデータが既知クラスに属すると判定されたパターンが多かったために、未知クラスの精度が下がったものと考えられる。

4-2 位置情報推定結果

3次元座標を一様分布からランダムに生成し、外れ値を混入させたデータに対して実験を行い、対応点数の増大における実行時間の影響等について検討を行った。実験では、独立した x, y, z の 3次元座標を(-10, 10)の範囲の一様分布からランダムに生成し、それらの点を原点から見た方向ベクトルに変換し、2次元座標の代わりとして対応関係を定義した合成データを用いた。並進パラメータについては(10)式による評価を

表 1. 使用データセット

Dataset	Labeled		Unlabeled	
	Image	Class	Image	Class
CIFAR-10	12.5K	5	37.5K	10
RDD	21.3K	5	13.5K	7

表 2. 分類精度

	CIFAR-10			RDD		
	All	Old	New	All	Old	New
Ours(MobileViT-S)	0.7931	0.6836	0.9026	0.7659	0.8138	0.5997
Ours(MobileViT-XS)	0.8074	0.7234	0.8914	0.7701	0.8087	0.6360
Ours(MobileViT-XXS)	0.8188	0.7730	0.8646	0.7630	0.8045	0.6185
Supervised	0.3889	0.7690	0.0088	0.5654	0.7128	0.0530

表 3. 位置姿勢推定結果

	並進誤差			回転誤差[rad]			実行時間[msec]		
	従来 1	従来 2	提案	従来 1	従来 2	提案	従来 1	従来 2	提案
20	6.695	3.044	5.916	0.237	0.019	0.053	5.51×10^5	9.94×10^4	6.22×10^2
50	0.658	0.369	5.477	0.006	0.003	0.030	2.39×10^6	1.25×10^5	1.27×10^3
100	0.400	0.205	4.123	0.003	0.002	0.016	5.58×10^6	2.84×10^5	2.78×10^3
200	0.236	0.125	3.742	0.002	0.001	0.005	1.43×10^7	1.16×10^6	5.07×10^3
500	0.182	0.090	3.250	0.001	0.001	0.003	4.20×10^7	2.65×10^6	1.32×10^4

行い、回転パラメータについては(11)式による評価ののち、(13)式による得票数の集計を行った。また、実行時間の計測も併せて行った。提案手法の外れ値への耐性を評価するため、各対応点数 n に対して様々な関連研究の実験で利用されている 20% の外れ値を混入させた。結果を表 3 に示す。従来手法 1 は分枝限定法のみ、従来手法 2 は事前情報として磁力ベクトルを固定した場合の Pairwise 制約を用いた分枝限定法である。従来手法 1 と比べて、並進誤差は対応点 500 個の場合で約 18 倍の精度劣化が確認された。回転誤差は分枝限定法と比較して約 2 倍から 5 倍の誤差が確認された。実行時間は、従来手法 1 では対応点が 500 個の時に約 12 時間であったが、提案手法では 13.2 秒程度とかなりの改善が見られた。従来手法では合計 5, 6 次元に対し探索を行うので処理に数十分から数時間と非常に時間コストが高いが、提案手法では分枝限定法を適用するのは 3 次元の並進ベクトルのみであるため、実行時間を大幅に短縮できたものと考えられる。

4-3 運転挙動把握結果

被験者にウェアラブル脳波計を装着し、全方位カメラが適切に運転者の顔と前方環境を捉えていることを確認した。被験者に電動車椅子を操作してもらい、あらかじめ設定された走行コースを 1 時間程度走行した。

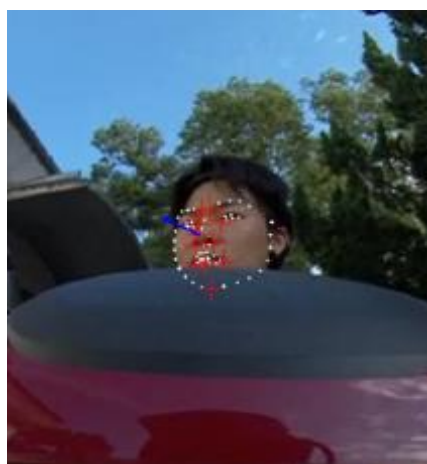


図 4. 感情認識例



図 5. 顔向き検出例

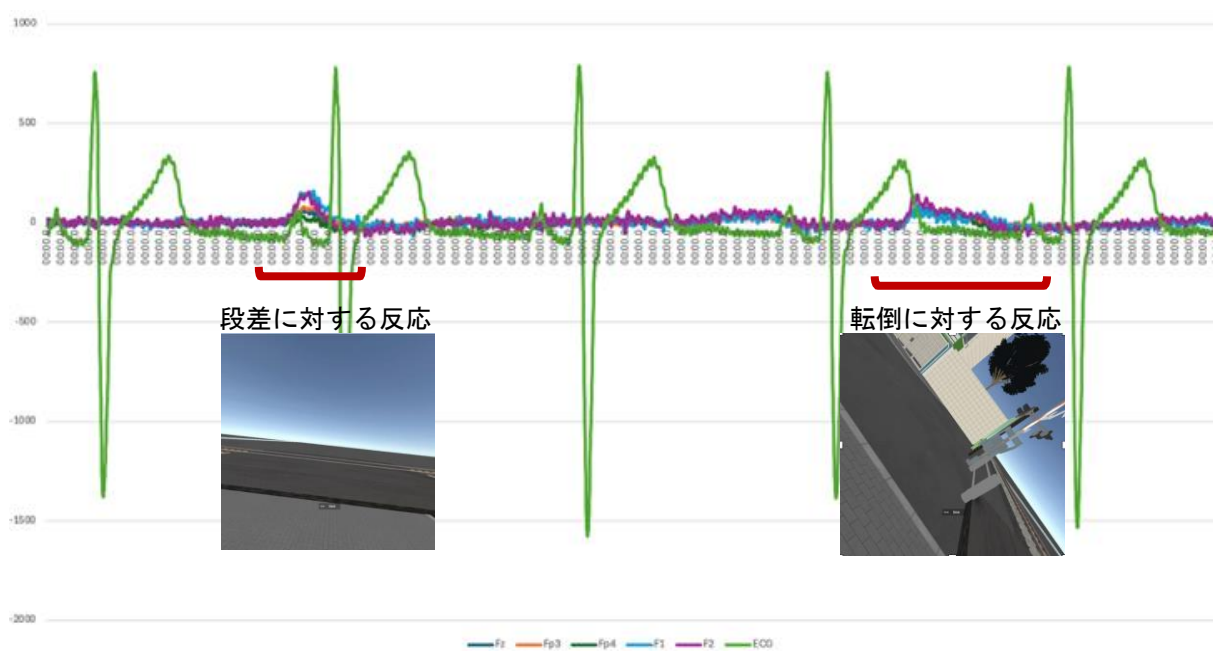


図 6. 脳波測定結果例

走行コースには、縁石や段差が複数配置され、被験者がそれらに気付かずに接近するシナリオを想定した。実験結果により、脳波データのみを用いた場合と比較して感情認識と顔向き検出を組み合わせることにより正確に注意散漫状態を検出できる可能性が示唆された。感情認識結果の一例を図4に、顔向き検出結果の一例を図5に示す。感情認識は無感情であることが多かったが、脳波計にノイズが混入しづらい平坦なコースを選択したことや、電動車椅子の速度が安定的に遅いこと、などが要因として考えられる。顔向き検出は明るさや顔の一部が隠れる場合の教師データ不足もあり十分な精度を得ることはできなかったが、撮影条件が整った環境においては安定した結果が確認できた。脳波に関しては、ノイズが混入しづらい平坦なコースを選択したが、設置の不安定さによりノイズが混入される結果を確認した。そこで、VRにより走行環境をモデル化した環境において追加の脳波測定実験を行った。走行環境には、歩行者、電車、縁石、踏切の危険物を配置し、メタクエスト2でスティック操作することにより測定を行った。結果の一例を図6に示す。段差による反応、転倒による反応を計測した結果、一定の脳波のゆらぎを確認することができた。

5 まとめ

本研究は、コンピュータビジョンに基づいた安全運転支援機能が搭載された電動車いすに対して、生体情報を考慮することによって、ドライバに合わせた支援機能を提供し、快適な操作の実現や、事故の発生原因の解消に寄与することを目的とした。そのため、今回の研究では、危険物検知技術、位置情報推定技術、運転挙動把握技術、について取り組んだ。危険物検知技術では、データの類似度を学習に利用する深層距離学習を用いることで、既知と未知のデータの両方に対して分類を行うことができるモデルを提案した。位置情報推定技術では、対応点増加に伴う実行時間の増大に対して、重力方向ベクトルを与えることによる自由度の削減、分離を行い、実行時間短縮を行うカメラの位置姿勢推定アルゴリズムを提案した。運転挙動把握技術では、ドライバの顔向き検出、感情認識、生体情報計測を組み合わせたドライバのモニタリング手法について提案した。これらの成果は、電動車いすの安全運転支援技術の確立に寄与するものだと考えられる。

謝辞

VRに関する環境提供にご協力いただいた長岡技術科学大学 岩橋政宏教授：「メタバースの活用と技科大リソースマネジメントによる研究教育システムの価値向上と財政基盤の拡大」に感謝申し上げます。

【参考文献】

- [1] 佐藤, 坂上, "全方向ステレオシステムを搭載したインテリジェント電動車いすの開発," 映像情報メディア学会誌, 61, 8, pp.1096-1099, 2007 年.
- [2] K. Nawai and T. Futami, "Prevention of Wheelchair-related Accidents in Elderly People in Japan:Based on the Different Causes of the Accidents between Japan and the United States," Graduate School of Medical Science, Kitasato University The Kitasato Medical Journal, 36, 1, pp.9-14, 2006.
- [3] Y. Satoh and K. Sakaue, "Development of Computer Vision-based Intelligent Electric Wheelchair System," 29th Annual RESNA Conference Proceedings, 2006.
- [4] M. Mizuguchi, A. Murai, M. Nishimori, et.al, "Voice Activated Wheelchair That can Move to Another Floor by using Elevator," IEICE Technical Report, 108, 488, pp.67-72, Mar., 2009.
- [5] T. Masuzawa, K. Tanaka, and S. Minami, "Development of a Safety Driving System for Electric Wheelchair," Journal of Asian Electric Vehicles, 7, 2, pp.1325-1332, 2009.
- [6] 佐藤, 松本, 後藤ら, "障害者自立支援機器等研究開発プロジェクト統括研究報告書," 産業技術総合研究所, pp.3-16, 2010.

- [7] 敷島, 田崎, "単眼カメラと三次元地図を用いた動的障害物の検出と三次元復元," 計測自動制御学会論文集, 57, 1, pp.37-46, 2021.
- [8] 東, 服部, 金子ら, "対話型 AI 自動運転車いすを核とした福祉インテリジェントモビリティサービスの開発 — 社会実装に向けた産学官連携体制について —," 久留米大学研究報告, 43, pp.2-12, 2021.
- [9] S. Vaze, K. Hant, A. Vedaldi and A. Zisserman, "Generalized Category Discovery," 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 7482-7491, Jun., 2022.
- [10] S. Mehta and M. Rastegari, "Mobilevit: Light-weight, General-purpose, and Mobile-friendly Vision Transformer," International Conference on Learning Representations, Mar., 2022.
- [11] R. Akashi and K. Matsushima, "Mobile Generalized Category Discovery for Road Damage Detection," International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, Dec. 2024.
- [12] Y. Liu, X. Li, M. Wang, et.al, "A Novel Method for the Absolute Pose Problem with Pairwise Constraints," Remote Sensing, 11, 24, pp.3007, Dec., 2019.
- [13] X. Li, Z. Ma, Y. Liu, et.al, "Transformation Decoupling Strategy based on Screw Theory for Deterministic Point Cloud Registration with Gravity Prior," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 46, 12, pp.10515-10532, Aug., 2024.
- [14] Y.-K. Wang, T.-P. Jung, C.-T. Lin, et al., "EEG-Based Attention Tracking During Distracted Driving," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 23, 6, Nov., 2015.
- [15] M. Subramanian, S. Park, P. Orlovet, et al., "Gaze-contingent Decoding of Human Navigation Intention on an Autonomous Wheelchair Platform," International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, 2021.
- [16] J. W. Y. Kam, T. Rahnuma, Y. E. Park, et al., "Electrophysiological Markers of Mind Wandering: A Systematic Review," NeuroImage, 258, 119372, Sep., 2022.

〈発 表 資 料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Mobile Generalized Category Discovery for Road Damage Detection	International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems	2024 年 12 月