

# (研究結果報告書)

2021年4月30日

## <研究課題> ドライバー・コンピテンシー・アセスメント・システム(D-CAS)の実現に向けて： ドライバーの状況認識推定システムの開発

代表研究者 早稲田大学理工学術院総合研究所 准教授 亀崎允啓  
共同研究者 早稲田大学創造理工学部総合機械工学科 教授 菅野重樹

### 【まとめ】

ドライバーコンピテンシーアセスメントシステム(D-CAS)の実現に向けて、本研究ではその根幹モジュールとなる「ドライバーの状況認識推定システム」を開発した。サポートベクターを用いて定義した認知行動の基準モデルによって状況認識の正否を高精度に分類できること、また、安全な状況認識を行えた例と危険な例を比較することで、それぞれの特徴量の寄与度が明らかになり、開発した基準モデルの有用性を示すことができた。

### 1. 研究の目的

交通事故の削減を目的に免許制度の見直しなどが検討されているが、その核となる「ドライバーコンピテンシーアセスメントシステム(D-CAS)」は未だに整備されていない。本研究では、D-CASの根幹モジュールとなる「ドライバーの状況認識推定システム」に構築を目的に、今後課題となるであろう高度自動運転時の運転者の状況認識推定に着目する。

近年急速に進歩している自動運転技術であるが、完全な自動運転の実現には未だ多くの問題点が残っており、現状は運転操作の一部を自動的に制御する高度な支援システムや一定条件下のみにおいて自動運転を行うという段階に留まっている(SAEレベル2-3)。このようなシステムでは、自動化システムのエラーなどの緊急時に、それまで自動で行われていた運転操作を手動運転に戻す作業(テイクオーバー、以下TO)が必要になる。予期せぬTOに与えられた猶予時間は4-10秒程度といわれている。短い時間で運転環境を理解する必要があるため、予期せぬTOは大きな危険性を伴うタスクである。安全なTOを実現するためには、「運転者が適切な状況認識を行えているか否かをシステム側が検知する必要」がある。

状況認識とは、知覚・理解・予測の3つの段階で構成される認知行為のプロセスであると定義されている[1]。TOにおける「知覚」とは前方車両や後続車両を視認することであり、

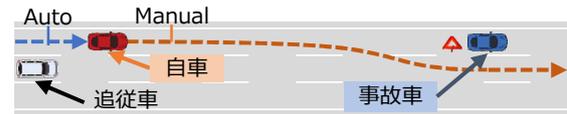


図1 テイクオーバーの状況



図2 追従車の位置

「理解」とは知覚した周辺車両の位置や速度などの情報を統合して自車両の置かれている状況を知ることであり、「予測」とは理解した現在の状況をもとに車両をどのように制御すればいいかを正しく考えることである。TO時における運転者の状況認識を推定する従来研究[2]では、運転車の視線情報から算出した各目視エリアを見た合計時間から状況認識を推定していたが、この手法では状況認識プロセスにおける「知覚」のみを扱っていることになる。

本研究では、D-CASの基礎検討として、予期せぬTOにおいて、周囲の状況を「知覚」した上で「理解」する一連の行為を認知行動と定義する。各視認エリアを見た時間だけでなく、周辺車両の相対位置情報を合わせることで、周辺車両を見た視認エリアや合計時間、タイミングを特徴量として抽出し、「認知」だけでなく「理解」まで内包した認知行動データを作成する。そして、安全なTOを行った認知行動のデータと危険なTOを行った認知行動のデータを比較・分類することで、認知行動の基準モデルを作成することを目的とする。

### 2. 研究方法と経過

図1に示すように、本研究で作成するTOの状況は、「三車線の高速道路の第一走行車線を走行中、前方に故障車が現れ、それを回避する操作を自動運転システムで判断できなくなり、



図3 サブタスクの実施

図4 TORの提示



図5 TOボタン

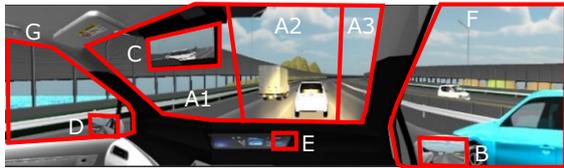


図6 視線エリア

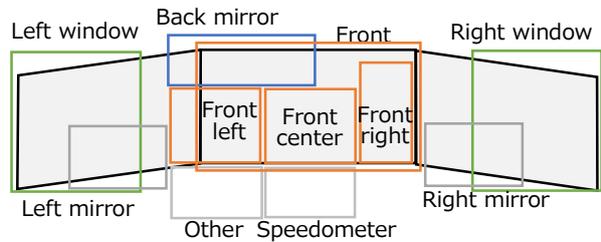


図7 モニタ上の視線エリア

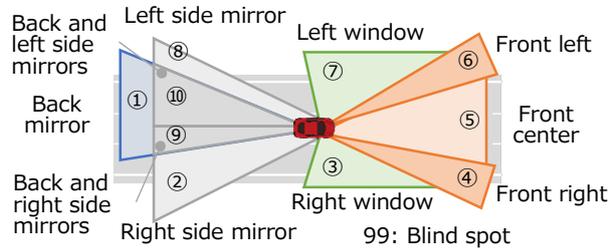


図8 車周辺の位置

操作権限を運転者に戻さざるを得ない状況」と定義する。実際の運転環境は複雑であり、それらを網羅して実験を行うのは困難であるため、シミュレータを用いた実験・評価系を設計する。

### 2-1. TOのパターン設定

(1) TTC (Time-to-collision) : TOに与えられる猶予時間の指標として、TOの要求が出された地点において停車している故障車までの距離と自車両の速度から計算される衝突までの時間(TTC)がある。先行研究[3]より、隣車線に車がない状態で安全に車線変更を行うためには、TTCが少なくとも7秒必要だとされている。すなわち、周辺に車両が存在している状況においては、これ以上長い時間をかける必要があると考えることができる。また、現在の技術では、予期せぬTO時に手動運転を開始するまでの猶予時間は長くても10秒であることが分かっている。以上より、本研究では7秒と10秒の2種類のTTCを採用する。

(2) 周辺車両の位置 : 期待される運転操作の種類によって異なる周辺車両のパターンを下記の3パターンに設定した(図2)。【パターンA】後方に車両が存在。右サイドミラーや右窓の視認により後続車両が存在しないことを認識すれば、車線変更を行うタイミングや自車両の速度は任意に決定しても安全に車線変更を行えるため、必要な認知行動は限定されることが考えられる。【パターンB】車線変更を行う先の第二車線の十分後方に、自車両より速く走行している他車両が存在。この車両の存在を知覚し、相対速度や相対位置を理解できれば、加速してこの車両の前方に入ることができる。逆に、不用意に速度を落とすとこの車両に追いつかれてしまい、車線変更を行うタイミングが遅れるとこの車両に追突される危険がある。【パターンC】車線変更を行う先の第二車線のすぐ後方に、自車両より速く走行している他車両が存在。この車両の存

在を知覚し、相対速度や相対位置を理解できれば、減速してこの車両の後方に入ることができる。逆に、不用意に速度を上げたり確認を怠ってすぐに車線変更を開始したりしてしまうと、この車両に衝突してしまう危険がある。以上より、(1)で述べたTTCの2パターン、(2)で述べた周辺車両状況の3パターンの組み合わせで、合計6種類のTOパターンを作成する。

### 2-2. テイクオーバーリクエスト(TOR)

本実験では、自動走行中に運転者が周囲の状況を確認していない時に予期せぬTORリクエスト(TOR)が行われるという状況を想定している。そこで、自動運転中に運転者の注意を交通環境から逸らすため、タブレットを用いてN-BACKという認知課題をサブタスクとして課した。サブタスクに没頭している運転者にとってTORを認知しやすくするため、図4のように注意音と画面提示によってその旨を運転者に伝える。TORが発せられた際、運転者がステアリング上のTOボタン(図5)を押すと、注意音や表示が消え、手動運転が開始される。

### 2-3. シミュレータの仕様

本実験では、既述のように、実車より安全かつ諸条件の再現性の高いシミュレータ(Unity)を用いる。実環境に近い形で行う必要があるため、下記の通りシミュレータの仕様を検討した。

(1) 視線分類システム : 状況認識を行うための認知行動として、視認エリア(右サイドミラー、右窓など)を見た秒数を取得する必要があるため、被験者が視認エリアのどこを見ているかを検知する視線分類システムが必要となる。そこで、本研究では、ウェブカメラを用いた視線追跡システムを用いた。図6、7に詳細な視認エリアと視線計測可能な範囲を図示する。

(2) 周辺車両エリア : 自車両の位置と向きから計算した周辺車両の相対位置を用いて、その車両が映る視認エリアを特定し、この情報を周辺

車両エリアとして図8のように定義した。

### 3. 研究の成果

#### 3-1. 基準モデル作成のための実験

認知行動の基準モデルを作成するために、シミュレータで実験を行った。21-27歳の男女合計12人に、上述した6パターンのTOを行ってもらった。各パターンにおいて、認知行動情報の取得に加え、TOの難易度、感じた危険度、操作満足度を5段階で評価してもらった。

(1)安全/危険なTOの決定：後続車両の存在しないパターン1および4に関しては、基準モデルの作成には用いず、その他のパターンの評価を行うための基準とした。危険なTOは、(a)他車両との衝突、(b)直線方向において後続車両との最短距離が20[m]以下になること、(c)ハンドル操作の微分値の最大値が後続車両なしのパターンの時と比べて3倍以上、のいずれかを満たす場合と定義した。

(2)視認タイミングの検討：「知覚」だけでなく「理解」を含む認知行動の基準モデルを作成するにあたり、視認するタイミングも重要な要素となる。TORから一連の回避行動の終了までを以下のように5つのフェーズに分割した。

- フェーズ1：TORが発せられてからTOボタンを押して手動運転を開始するまで
- フェーズ2：TOから車線変更(LC)のためにステアリング操作を開始するまで
- フェーズ3：LC開始からステアリングを0に戻して隣車線に侵入するまで
- フェーズ4：隣車線に侵入してから故障車両の前に出るまで
- フェーズ5：故障車両の前に出てから一定距離進んで一連のTOが終了するまで

また、状況認識不足を事前に検知して支援を行うためには、実際に車線変更を行う前までの認知行動から状況認識不足を推定しておく必要がある。そこで、本研究ではフェーズ1および2における認知行動から状況認識を推定する。

#### 3-2. 基準モデルの作成

サポートベクターマシン(SVM)[4]は、複数の特徴量を持つ多次元空間に識別境界となる超平面を引くことで、2種類のクラス分類を行う手法である。この識別境界は、各特徴量データとの距離(マージン)が最も大きくなるように複数のサポートベクターを設け、これを通るような超平面によって定義される。認知行動には複数の特徴量があり、これらを用いて正しい状況認識の有無の2通りに分類することが目的となるため、SVMは有用な手法であるといえる。

(1)入力に用いる特徴量：定義したTOの状況において、周辺車両の中でも特に注意しなけれ

表1 基準モデルに用いる特徴量(重みと割合)

#	Time	Weight	%
1	TO to LC	12075	17.64
2	[Phase 1] R window	8494	12.41
3	[Phase 2] R window	-6147	8.981
4	[Phase 2] Following car (total)	-5722	8.362
5	[Phase 1 & 2] Accident car	-4996	7.299
6	[Phase 1 & 2] Front	-4547	6.644
7	First viewing (front)	-4223	6.171
8	[Phase 1 & 2] R window	-3094	4.522
9	[Phase 1] Front	-2298	3.357
10	[Phase 2] Front	-2250	3.287
11	[Phase 1] Following car (back mirror)	2014	2.942
12	[Phase 1&2] Following car (back mirror)	2014	2.942
13	[Phase 1 & 2] R side mirror	1967	2.874
14	TOR to TO	-1935	2.827
15	[Phase 1 & 2] Following car (total)	1708	2.496
16	Last viewing (back mirror) to LC	1629	2.380
17	[Phase 2] Back mirror	1467	2.144
18	Last viewing (front) to LC	-826.1	1.207
19	[Phase 2] R side mirror	-787.3	1.150
20	Last viewing (R side mirror) to LC	245.6	0.359

ばならない車両は、前方の故障車両と隣車線を走っている後続車両である。網羅的に認知行動の特徴量をSVMに入力するために、実写でのデータ収集実験結果を踏まえて、下記の34個の特徴量を入力として用いる。

- フェーズ1・2にかかった時間(2個)
- 各フェーズ(フェーズ1・2、これらの合計)において前方、バックミラー、右サイドミラー、右窓を見た時間(3×4=12個)
- 各フェーズにおいて後続車両をバックミラー、右サイドミラー、右窓によって見た時間(3×3=9個)
- 各フェーズにおいて前方車両および右後方車両を見た時間の合計(3×2=6個)
- TORが発せられてから最初に前方を見るまでの時間(1個)
- 前方、バックミラー、右サイドミラー、右窓を最後に見てから車線変更(LC)までの時間(4個)

(2)SVMの種類：SVMには、取り扱うデータの形式によってさまざまなタイプが存在する。本研究で取得した認知行動の各特徴量は、外れ値の量や大きさが事前に判明していない。そこで、外れ値の数や大きさによらず分類を行える汎用性の高いC-SVMを用いる(識別境界を越えて誤分類されたデータに対するペナルティとマージンの大きさのトレードオフを制御するハイパーパラメータを調整できる手法で、データがきれいに分離していなくても活用できる)。

(3)カーネル関数の種類：特徴量が多い多次元空間において、識別境界が線形で表現できることは稀である。そこで、入力された特徴量ベクトルに対し意図的に特徴量の次元数を上げる写像(カーネルトリック)を行うことで非線形な識別境界を設定する。高次元への写像を行う関数(カーネル関数)は用途によっていくつか用意さ

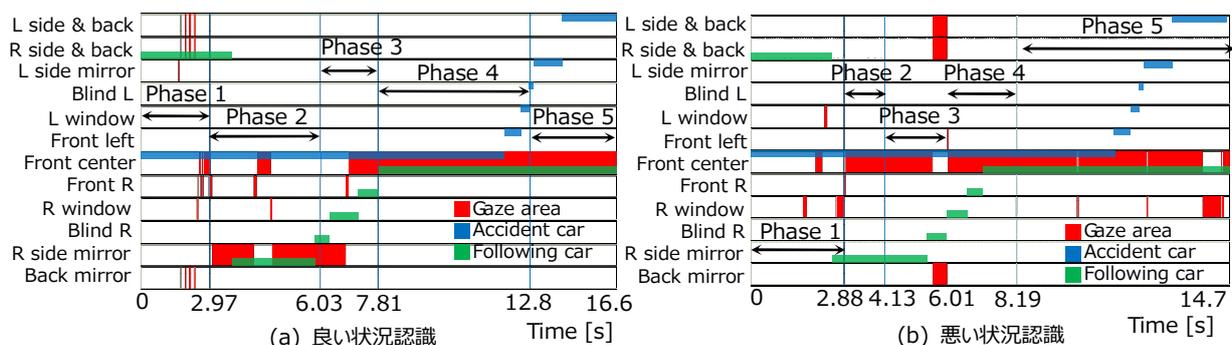


図9 良いまたは悪い状況認識の例

れている。今回分析する対象となるデータは線形分離できるかどうか不明なため、最も汎用的に用いられるRBFカーネルを用いる。

(4) 不要な特徴量の削除：SVMの入力に用いる特徴量から、感度分析によって不要な特徴量を削除する手法が用いられることがある。本研究においても感度分析によって不要な特徴量を削除する。(1)ですべての特徴量を網羅的に用いて作成したサポートベクターから各特徴量の重みを計算し、その大きさから寄与度を算出した。特徴量の重みとは、その特徴量がどの程度判断に寄与しているかを判定する指標となるほか、重みの係数が正であればその特徴量の値が大きいほど状況認識が正しく行われていたと判断する要素となること(以下、特徴量の方向性)を示している。重みの大きさから計算した寄与度の低いものから順番に削除した上でSVMの測定精度の変化を確認し、精度が低下しない場合、それは不要な特徴量であるといえる。この結果、(1)で網羅的に用いた34個の特徴量のうち、14個の特徴量を削除することができたとともに、分類精度を高めることができた。残った20個の特徴量の重みと寄与度を再計算し、寄与度順に並べ直したものを表1にまとめる。

(5) ハイパーパラメータの調整：C-SVMにおいて、設定する必要があるハイパーパラメータはC(cost値)と $\gamma$ (gamma)である。Cは誤分類をどの程度許すかを決定するパラメータであり、大きければ大きいほど誤分類を許容しやすくなる。 $\gamma$ は識別境界の複雑さを決定するパラメータであり、小さければ小さいほど単純な識別境界となる。(4)で残った20個の特徴量を入力として用いる際、グリッドサーチによって最適なハイパーパラメータを探索すると、 $C=32768$ 、 $\gamma=0.00012207$ が最適となることが分かった。

(6) 基準モデルの推定精度：被験者は、TTCと周辺車両状況が異なる6パターンのTO実験を行った。この中で後続車両が存在しないパターンは個人差の補正にのみ用いたため、それ以外の4パターンにおける基準モデルを作成したことになる。これらの全データをモデル作成に用い、作成したモデルによって再度学習データ

を分類した結果、95.8%の精度となった。さらに、表1の重みに関する検討結果から、認知行動におけるそれぞれの特徴量の寄与度と方向性についての傾向を知ることができた。

### 3-3. 特徴量の寄与度について

図9は、状況認識が正しく行えたパターンとそうでないパターンの一例である。状況認識を正しく行った(a)の例では、後続車両を右ミラーで目視し、これが通り過ぎるのを待ってから安全に車線変更を行っていることが分かる。一方で、状況認識が不足している(b)のパターンでは、右ミラーおよび右窓の視認がほとんどなく、後続車両が近づいていることに気づいていないと考えられる。「【フェーズ1&2】後続車両の目視時間の合計」の特徴量は重みが正であることから、長く目視している方が安全であるということが分かるので、基準モデルによって状況認識の正否を推定できていると示唆される。

## 4. 今後の課題

各々の特徴量が具体的に何秒以上、もしくは何秒未満を基準モデルとすればいいかについて具体的な検討を進め、より汎用的な基準モデルの作成を進めていく。さらに、車線変更以外の運転タスクへ応用し、D-CASとして構築していく予定である。

## 5. 研究成果の公表方法

論文投稿・学会発表を積極的に行っていく。

## 参考文献

- [1] M.R. Endsley, "Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems", Human Factors J., 37(1), 32-64, 1995.
- [2] 林他, "テイクオーバー時の認知的関与度の推定に関する研究~基準視線パターンの導出と視線誘導支援システムの評価~, JSME Robomech, 2019.
- [3] C. Gold, "Take over!" How long does it take to get the driver back into the loop?, 2013.
- [4] LIBSVM-A Library for Support Vector Machines, <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>