

運転操作情報を用いた漫然状態の段階的判別に関する検討

○橋本 裕幸, 秋月 拓磨, 章 忠 (豊橋技術科学大学)

Study on stepwise discrimination of aimless driving using driving operation information

○ Hashimoto Hiroyuki, Takuma Akiduki, Zhong Zhang (Toyohashi University of Technology)

Abstract : Recently over 120 thousand traffic accidents that is caused by aimless driving state has occurred in Japan. Our aim is reduction traffic accidents using preventive safety technology. In this paper, we examine a classification of stepwise aimless states of driver for actualization of alert system. For the purpose of classification of stepwise driver states, we use a cognitive load (N-back task) for subjects driving a driving simulator. As a result of cross-validation of the obtained driving operation information (no cognitive load, $N = 1, 3$) using SVM, the classification accuracy reached 57.6%.

1. はじめに

近年の、交通インフラの整備やアクティブセーフティ技術の進歩により、交通事故件数は1970年あたりをピークとして減少傾向にあることが交通事故発生状況の推移¹⁾からわかる。しかし、現在も年間50万件的交通事故が発生しており、運転者の居眠り・集中度検知など技術的な交通事故防止策が必要とされている。また、2017年の交通死亡事故発生原因の割合からわかるように、約24%が運転に十分に集中していない状態である漫然運転が原因となっている。²⁾そこで、漫然運転を未然に防止することが交通事故の減少に繋がると考える。

筆者らの研究グループでは、漫然運転が交通死亡事故の大きな原因になっていることに着目し、視線³⁾や表情計測⁴⁾、眠気検出などを用いた漫然運転防止システムの提案を行ってきた。これらの研究では、漫然状態であるか否を対象に2クラス分類を行ってきた。しかし、実運転における漫然状態には段階があると考えられ、負荷強度を加味した状態判別を行う必要がある。

本研究では、取得したデータを多変量解析によって運転者の漫然運転状態を解析する。そして、漫然状態を段階的に判別し、結果を運転者に警告することで集中を促し事故を予防する。本研究ではそのための判別システムの開発・検証を行う。

2. 漫然状態の定義

漫然運転での計測を行うため、実車の使用は危険を伴う。そのため安全に漫然運転での被験者実験を行えるドライビングシミュレーター(以下DS)を使用した。

一般的に、漫然状態の明確な定義付けはされていない。そこで、本研究では漫然状態を考え事や脇見などによって運転以外に脳のリソースが割かれている状態と定義する。

本研究では、通常の運転を一次タスクとし、運転以外の負荷を二次タスクとして運転者にかけることによって漫然状態を作り出す。通常運転状態のみの運転操作情報と、二次タスクをかけた状態の運転操作情報を比較する。二次タスクには段階的な負荷をかけることができるような問題を設定する。また、実験後に被験者に二次タスクの負荷の度合いについてのアンケートを行い、被験者の主観評価による二次タスク負荷段階の評価に用いる。

漫然運転状態をDS上で再現するために実験では、被験者の運転集中を段階的に阻害するような課題(二次タスク)を与える。DS上に作成したコースを被験者に運転(一次タスク)をしてもらう。本研究では段階的に漫然運転状態になるような二次タスクを与えた状態の運転操作情報も取得し、この場合を漫然状態とみなして解析を行う。また、実験後、被験者に二次タスクの負荷をアンケートにより主観評価してもらい二次タスクの段階評価に用いる。

3. 実験デザイン

3.1 実験装置

使用するDSには走行コースや車両などの環境を任意に作成、および走行データをロギング可能なForum8社のUC-win/Roadを使用した。UC-win/Roadを用いアクセラ・ブレーキ踏度など、83の運転操作情報をサンプリング周波数60[Hz]でロギングする。

3.2 実験コースのデザイン

一次タスクである運転よりも二次タスクが優先されることを防ぐため、運転中の集中度は運転負荷に比例する⁵⁾ことを利用し、より優位性のある運転操作情報を取得できるようにした。本研究では常にハンドル操作が伴うように

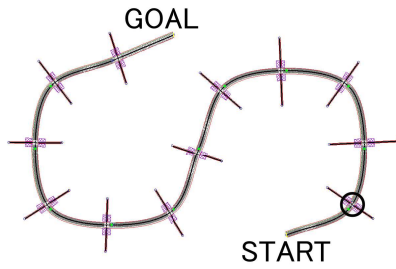


Fig. 1: Course outline



Fig. 2: Intersection seen from the driver's seat

コース中にカーブを多く配置し、同時に常に 60km/h で走るという条件を加えた。また、速度感を向上させるためコース沿いに一定間隔でポール状のオブジェクト（街路樹）を配置した⁶⁾。実験は、Fig.1 のようなコース形状の片側三車線の中央車線で行った。なお、Fig.1 中○は信号機のある交差点を示す。信号は被験者が交差点に接近すると赤になるように制御されている。

3.3 使用する二次タスクのデザイン

負荷を与えない通常運転のほかに段階的な漫然状態になるような二次タスクを提案する必要がある。これまでの研究では通常運転、漫然度軽・中・重の 4 段階で判別を行い、ある程度分類精度が得られたが以下の課題があった。

- ・ 通常運転の多くが漫然度軽に誤分類されていた。これは両者の運転操作情報に明瞭な差がないことが要因の一つと考えられる。
- ・ 漫然度中のタスクでは多くが漫然度軽に誤分類がされた。つまり想定より二次タスクの負荷が軽かった。
- ・ 全体的にタスクの種類が違うため、各タスク間の難易度の差が適切でない可能性がある。

以上の課題を解決するべく新たな二次タスクとして、難易度の段階的な設定が容易で、難易度の明確な差異が報告されている N バック課題を採用する⁷⁾。この課題は被験者に一連の刺激を一定の時間間隔で与え続け、現在与えられている刺激が N 回前 (N は自然数) の刺激と同じかどうか

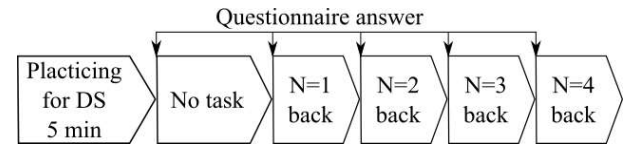


Fig. 3: Flow of experiment

か回答するという認知負荷課題である。参考文献⁷⁾ではタスクなし、N=0~3 の各条件下 (N=0 は ”ん” が表示された場合のみ反応するタスク) で文字画像を視覚的刺激とした N バック課題を付加し、その際の脳波と解答時間を取得した。実験で取得した脳波及び解答時間を多重比較した結果、脳波では N=0 と 1 の間以外に、解答時間では全タスク間に有意差があると報告している。

本研究では参考文献⁷⁾を参考に 1 から 4 バック課題を被験者実験で付加する。

なお、本実験では自動音声によって 3 秒間隔で読み上げられる平仮名文字一文字 (濁音・半濁音・撥音を含まない) を刺激として被験者に与え、刺激が与えられる度 ”同じ” か ”違う” と発声で解答してもらった。また、可能な限り同条件で実験を行うため自動音声で行った。濁音・半濁音・撥音を含まないのは自動音声での発音都合上聞き分けにくく、実験の意図しないところで難易度に差異が生じる恐れがあると考えたためである。なお、本実験では N=0 をタスクなしの意味で用いる。

タスクなしを含めると 5 種類の状態を取得するが、最終的には漫然状態が 3 段階以上に判別できるように解析で使用する二次タスクを決定する。

3.4 反応時間の計測

浅川ら (2012)⁸⁾ は二次タスクの認知負荷によって信号変化に対する反応時間に有意差があると報告している。本研究ではその報告を参考に、信号の変化時に対する運転者の反応時間を取得し、これらも説明変数とする。

反応時間の定義は、信号変化時からアクセルペダルの踏度が 1 割を越えるまでの経過時間とする。ブレーキの場合信号変化前に放している可能性が考えられ、その場合反応時間を計測できない。そのため反応時間の基準として確実に変化があると考えられるアクセル踏度を用いる。

3.5 実験の流れ

3.1~3.4 節を踏まえ、年齢 24±2 歳の被験者 11 人に対して被験者実験を Fig.3 に示すフローで行い、運転操作情報を取得する。走行は計 5 回行い、一回の走行ごとに一種類のタスクを認知負荷として与える。各走行後に主観での認知負荷の重さについてアンケートに解答してもらう。

Table. 1: Questionnaire results

subject No. \ N	0	1	2	3	4
subject 1	0	2	8	10	10
subject 2	2	4	5	7	9
subject 3	0	5	7	8	10
subject 4	0	1	4	8	10
subject 5	1	6	8	10	10
subject 6	2	5	7	9	10
subject 7	1	2	4	6	7
subject 8	5	7	9	10	10
subject 9	0	1	3	4	4
subject 10	5	8	9	10	10
subject 11	5	6	8	10	10
Average	1.91	4.27	6.55	8.36	9.09

N=0 is no Task

Table. 2: Difficulty level difference of task

Difference	1-0	2-1	3-2	4-3
Value	2.63	2.27	1.82	0.73

N=0 is no Task

4. 漫然状態の段階的判別

4.1 アンケートとそれによる二次タスクの評価

体感難易度が段階的に分かれているか確認するため、実験被験者には各条件での走行後アンケートに解答してもらった。アンケート内容は各条件での走行における体感難易度を10段階から1つ選んで解答するというものである。また、自由記述欄も設けている。

被験者実験を行った際のアンケート結果をTable1に示す。結果からわかるように通常運転と1～3バック課題を同程度の難易度と解答した被験者はいなかった。しかし、3,4バック課題に関しては6人の被験者が同程度であると解答している。アンケートのコメント欄によると「3と4はどちらも難易度が高く、出来ないで同程度である」という旨のコメントが2件あった。事実、N=3と4の体感難易度の差は他の隣接する難易度の差に比べて小さくなっていることがTable2からわかる。

この結果より3,4バックは判別が難しい可能性が高いため解析は3バックを除いた4条件以下で行うとよいと考えられる。

Table. 3: Feature amount before reduction

Yaw angle of vehicle[rad]	Roll angular acceleration of the vehicle[rad/s ²]
Pitch angle of vehicle[rad]	Pitch angular acceleration of the vehicle[rad/s ²]
Roll angle of vehicle[rad]	Yaw angular acceleration of the vehicle[rad/s ²]
Vehicle speed[km/h]	Handle angle[rad]
Roll angular velocity of the vehicle[rad/s]	Handle rotation speed[rad/s]
Pitch angular velocity of the vehicle[rad/s]	Throttle[-]
Yaw angular velocity of the vehicle[rad/s]	Brake[-]
Gap from the lane center[m]	Reaction time to signal change[s]

Table. 4: Details of data used for cross-validation

Task No.	0	1	2	3	4
number of data	964	861	875	973	933

N=0 is no Task

4.2 機械学習による判別

段階的判別に用いる変数をTable3に示す。段階的判別における解析では、各条件での運転操作情報をさらに5秒ごとに平均化したものを用いる。

交差検定に用いる特徴量のデータ数をTable4に示す。

段階的判別には高い認識性能を持つ教師あり学習器の一つであり、マルチタスク分類を行うことのできるSVM⁹⁾を用いる。被験者で取得した11人分のTable3に示す特徴量について20の条件で交差検定(10分割)を行った。なお、各条件のハイパーパラメータについてはグリッドサーチによる最適化を行った結果を用いる。その結果を分類精度順にまとめたものをTable5に示す。

なお、将来的に実車に実装し、漫然状態を判別することを考えた場合、通常状態(N=0)と漫然状態(N=1～4)2つの状態が必要なため、N=0を削除した条件で検定を行う必要はない。しかし、それぞれの二次タスクの類似度などを測るためN=0を削除した条件でも解析を行っている。

4.3 考察

全体的に見て分類クラス数ごとに分かれていることがわかる。N=0～4の全状態(5種類)で交差検定を行うと分類精度は約37.5%であり、各条件中最も低い精度となった。これは5クラス分類となるため、分類難易度が高くなったと考えられる。一方、最も高い精度は、タスクなしとの難易度の差が最も大きく分類クラスの少ないN=0,4であ

Table. 5: Result of cross validation by SVM

Task used	Hyper parameter		Classification accuracy
	C	sigma	
0,3	2	0.02	0.730
0,2	8	0.09	0.708
1,3	7	0.06	0.685
0,1	10	0.03	0.678
0,4	9	0.1	0.676
3,4	10.5	0.1	0.666
2,4	7	0.06	0.655
1,4	11	0.07	0.648
1,2	8	0.08	0.638
2,3	9.5	0.1	0.607
0,1,3	16	0.03	0.576
0,3,4	9.5	0.1	0.536
0,1,2	7	0.1	0.535
0,2,4	12.5	0.1	0.524
0,2,3	5	0.01	0.518
0,1,4	9.5	0.1	0.512
0,1,3,4	9.5	0.04	0.451
0,1,2,3	5.5	0.1	0.445
0,1,2,4	9.5	0.1	0.434
0,2,3,4	9.5	0.09	0.424
0,1,2,3,4	12.5	0.09	0.375

ると予想していたが、実際は $N=0,3$ の約 73.0%が最高精度となった。実験後のアンケートには「 $N=4$ は難易度が高過ぎて諦めてしまったことが何度かあった」というコメントがあった。途中で諦めることで二次タスクが集中度を阻害していないタイミングが多くなってきたことが要因となり $N=4$ の難易度が $N=3$ よりも低下したと考えられる。

また、 $N=0,4$ は通常運転を含んだ 2 クラス分類の中で最低精度となっている。この原因は先述の要因に加え、難易度が高過ぎることで個人差が大きく出てしまい、その結果特徴量にばらつきが出来てしまったことで、他の二次タスクに比べて分類が難しくなってしまったと思われる。

$N=0,1$ よりも $N=0,2$ の方が精度が高くなっている。これに加えて $N=1,2$ の精度が 2 クラス分類の中で低くなっていることを踏まえると、 $N=1$ と $N=2$ は近い負荷を持っている可能性があるという報告⁷⁾と同様であり、妥当な結果である。

3 クラス以上の多クラス分類では、近い特性を持っていると考えていた $N=1,2$ と $N=3,4$ を含んだ $N=0,1,2$ と $N=0,3,4$ が比較的高精度となっている。しかし、これらは 2 クラス分類で高精度であった $N=0,3$ と $N=0,2$ の条件を

拡張したものであり、妥当である。4 クラス分類で高精度になっている条件も、3 クラス分類で高精度だった条件の拡張となっている。3 クラス以上の分類では $N=0,1,3$ が最高精度となっている。この条件で今後判別の高精度化を測るのが良いと思われる。

5. まとめ

運転操作情報を使用した漫然状態の段階的判別を目的として、DS を用いた被験者実験で N バック課題を与えることで漫然状態を再現し、取得した運転操作情報を SVM によって交差検定を行った。その結果 3 段階以上での最高精度は $N=0,1,3$ の約 57.6%となった。

課題として以下の事柄が挙げられる。

- (1) 被験者の個人特性が解析において考慮されていない。
- (2) 判別に不要な変数が存在する可能性が高い。

以上の課題を解決するべく、(1) に関しては個人別での解析を行う。(2) は変数の選定を行うことで精度の向上を達成できる可能性がある。

参考文献

- [1] 一般財団法人全国交通安全協会, “交通事故発生状況の推移”, 平成 28 年中における交通死亡事故について, 2017, [online] <http://www.jtsa.or.jp/topics/T-274.html> (参照 2017-9-1)
- [2] 警視庁交通局, “法令違反別の状況”, 平成 28 年中の交通事故の発生状況, 2017, p.19, [online] <http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/List.do?lid=000001176564> (参照 2017-9-1)
- [3] 章 忠, 鈴木 直也, AHMAD FATHULLAH BIN RAHIM, 今村 孝, 三宅 哲夫, 安田 好文, “画像解析による高速眼球運動速度の計測システムの開発”, 日本機械学会論文集 (C 編) Vol.76, No.772, 2010.
- [4] 松本 卓也, 三宅 哲夫, 章 忠, 今村 孝, “瞬きを用いた眠気検出”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, No.218, 2011.
- [5] 鈴木 創, “動的関係ネットワークを用いた漫然運転検出法に関する研究”, 東海支部総会講演会講演論文集, Vol.61, No.128, 2012.
- [6] 栗谷川 幸代, 景山 一郎, “ドライバ特性計測のためのドライビングシミュレータの活用に関する研究”, 日本大学生産工学部研究報告 A, Vol.42, No.2, pp11-18, 2009.
- [7] 中尾 善明, “EEG による n-back ワーキングメモリ課題時脳律動変調の検討”, 生体医工学 Vol. 49 No. 6, pp.850-857, 2011.
- [8] 浅川 祐樹, 章 忠, 今村 孝, 三宅 哲夫, “ドライバの運転中における反応時間計測とその評価”, ロボットメカトロニクス講演概要集, Vol.2013, 2P1-G06, 2013.
- [9] 栗田 多喜夫, “サポートベクターマシン入門”, 産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門, 2002. [online] <http://home.hiroshima-u.ac.jp/tkurita/lecture/svm/index.html> (参照 2017-9-24)