

生体情報を利用した AdaBoost による ドライバ認知負荷状態の検知

宮 治 正 廣^{†1} 段 野 幹 男^{†2}
河 中 治 樹^{†3} 小 栗 宏 次^{†3}

本研究では、ドライバの不安全行為の中で不注意を取り上げ、交通事故につながりやすい Cognitive Distraction (注意力低下) を AdaBoost を用いて検知する手法を提案する。暗算や会話による認知負荷を与えたときのドライバの Cognitive Distraction 状態をドライビングシミュレータ上で再現し、ステレオカメラ方式の視線・頭部移動計測装置で計測したドライバの視線および頭部の移動量から検知を行う。さらに検知性能の向上をはかるため、認知負荷に係わる生体信号として、心電図の R 波間隔も利用する。これらの結果を欧州第 6 次枠組みプログラム (FP) の AIDE (Adaptive Integrated Driver-vehicle interfacE) プロジェクトで使用されている SVM による認知負荷時のドライバ状態解析結果と比較し、本研究の有効性を示す。

Detection of Driver's Cognitive Distraction by Means of Using AdaBoost with Physiological Signals

MASAHIRO MIYAJI,^{†1} MIKIO DANNO,^{†2}
HARUKI KAWANAKA^{†3} and KOJI OGURI^{†3}

This study focuses driver's inattention such as cognitive distraction at the wheel, which often causes drivers to be involved in traffic accident. We propose driver's cognitive distraction detection method by means of using AdaBoost machine learning methodology on pattern recognition basis. We reproduced driver's cognitive distraction by means of imposing subjects mental arithmetic and conversation as cognitive workload on driving simulator, and, measured subject's gaze and head direction as indicators of driver's cognitive distraction by using gaze and head movement tracking system. Moreover we added R-R interval in ECG as a physiological indicator of driver's cognitive distraction in order to improve detecting performance. Our analytical data was compared with the data of AIDE project of EU's 6th Framework Programme by means of using SVM pattern recognition methodology.

1. はじめに

ITS の進展につれ近年では予防安全システムに重点が置かれ、たとえば ACC (Adaptive Cruise Control: 適応速度制御) や LKA (Lane Keep Assist: 車線維持支援)、また、ドライバの顔向きや閉眼検知機能を持つプリクラッシュシステムといった運転支援システムが開発、実用化されている¹⁾。ところが、その機能や性能は平均的なドライバに対応するものであることに加え、交通事故の約 90% はドライバに起因するとされている²⁾。また、著者らはこれまでに一般ドライバの通常運転を対象とした Web ベースアンケート調査により、交通事故につながりやすい事故直前のドライバ心身状態として焦りや注意力低下が主な要因であることを明らかにした³⁾。これらから交通事故を低減するためには、交通事故直前の焦りや注意力低下、等のドライバの心身状態検知、また、ドライバの走行環境への認知不足を検知できるドライバ心身状態情報と車両周辺情報と組み合わせて、個々のドライバへ適応した運転支援を行うことが重要な課題であるといえる。

Klauer らは、ドライバの不注意は、“前方不注意”、“車外特定物への注視・脇見”、“運転操作以外の車載機器操作”、“眠気”等の 4 つのサブタスクにより起きると定義している⁴⁾。また、警察庁の交通事故調査では安全運転義務違反の原因として、ドライバの不注意に関連する漫然運転、脇見運転、安全不確認および動静不注視の合計が 77% となっている⁵⁾。

そうした背景から、ドライバの注意力低下を検知するために視線移動や瞬きもしくは頭部挙動のようなドライバの生体情報をもとに、ドライバ運転状態の変化をとらえる研究が数多く行われている^{6),7)}。

欧州 FP (第 6 次枠組みプログラム) の AIDE (Adaptive Integrated Driver-vehicle interfacE) プロジェクトではドライバ運転状態を検知し、注意力低下時 (Distraction) には交通安全に関連した情報の優先度を高くしドライバに提供するシステムを開発している⁸⁾⁻¹¹⁾。特に Kuttila は欧州 AIDE プロジェクトの一環として、会話や思考等により注意力が低下した状態の Cognitive Distraction を検出している⁹⁾。Distraction は主として Visual (視覚) Distraction および Cognitive (認知) Distraction に区分され、Visual Distraction は脇見

^{†1} トヨタ自動車株式会社
TOYOTA MOTOR CORPORATION

^{†2} 株式会社トヨタ IT 開発センター
TOYOTA INFOTECHNOLOGY CENTER Co., LTD.

^{†3} 愛知県立大学
Aichi Prefectural University

等ドライバの注目が車両進行方向から外れた状態を指し、Cognitive Distraction は走行環境に対する警戒心が薄れた状態を指す。Cognitive Distraction の要因には同乗者との会話や思考等があげられる¹⁰⁾。Kutilla らは実車を運転するドライバに運転以外の課題（サブタスク）を与えて Cognitive Distraction を模擬した実験を行い、視線移動、頭部挙動および車両走行位置の情報をもとに Support Vector Machine (SVM)¹²⁾ によって検知を行っている。しかしながら、その精度は平均 74.2%（トラックおよび乗用車）程度であり、向上の余地が残されている。また、視線移動や頭部挙動といった情報のみからでは、Cognitive Distraction 以外の眠気や疲労状態の検出へと応用していくことには技術課題も多い。さらに、SVM はデータ数の増加により計算時間が増大する等、学習・評価に時間を要するため、リアルタイムでの検出を考えた場合にはより高速な学習・評価アルゴリズムが必要となる。

本研究では、ドライバの Cognitive Distraction 検知へ新たに AdaBoost¹³⁾ を適用する。AdaBoost はパターン認識等の分野で幅広く用いられているが、ドライバの Cognitive Distraction 検知には、いまだ適用例が見あたらない。そこで実験により、従来手法の SVM（欧州 AIDE プロジェクト）に対する提案手法での Cognitive Distraction 検知性能を比較検証する。

さらに、画像情報に加えて生体信号を利用することで、Cognitive Distraction の検知精度の向上をはかる。本論文では生体信号として心電図（ECG：Electrocardiogram）の R 波間隔（以下、RRI：R-R Interval）を使用する。実験により、SVM に比べ AdaBoost での Cognitive Distraction の検出精度が向上することを示すとともに、様々な生体信号をドライバモニタリングへ利用することの可能性について述べる。

2. 画像および生体信号を利用した AdaBoost による Cognitive Distraction の検知

2.1 画像からのドライバ視覚情報の取得

自動車の運転行動は、ドライバの認知・判断・操作のプロセスにより行われる。認知の際、利用される情報の約 90% が視覚情報であるといわれており¹⁴⁾、注視点や視線移動に関して、ドライバの精神的負荷や注意の状態を評価する指標となる可能性が報告されている。飯田らは、暗算負荷により注視点の停留時間が短くなり、全体としての視線はある方向に集中することを示している¹⁵⁾。また、高橋らも、視線の平均停留時間が短くなっていることを示している¹⁶⁾。これらより、視覚情報の検知はドライバの状態変化、特に会話や思考状態である Cognitive Distraction をとらえるときに有効と考えられる。

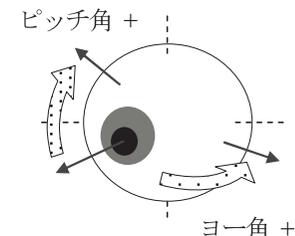


図 1 視線ピッチ角とヨー角
Fig. 1 Coordinate system.

本研究では視覚情報の計測を SeeingMachines 社の faceLAB システムを用いて行った。faceLAB は顔と視線の追跡を行い、様々な生理学的指標を画像から計測するシステムである。ステレオカメラと計算機によって構成され、頭部の位置や視線方向の追跡のほか瞬き、サッカード、開閉眼および瞳孔径等がサンプリング周波数 60 Hz で測定される。ここで、サッカードとは、読書時や物を見るときに自発的に行われる跳躍性眼球運動を指し、最大で 1 秒間に 3 回起きるといわれている。

視線方向は頭部方向とともに図 1 に示す縦方向回転のピッチ角成分（上方向を正值）と横方向回転のヨー角成分（左方向への回転を正值）として出力される。頭部の回転についても同様に定義される。

本研究では Cognitive Distraction 検知に利用する項目として、表 1 に示すような視線・頭部位置の移動量、さらに、検知対象がどの程度追跡できるかの程度を示す品質指標を選択した。

精神的負荷により視線の範囲が狭くなることが報告されており^{6),17)}、欧州の研究においても同様に、サブタスクによる認知負荷を与えて車両進行方向の視標に視線が集中することが報告されている^{18),19)}。Victor らによる先行研究ではこの点に注目し、合成視線角度の標準偏差を特徴量として Cognitive Distraction 検知を行っている¹⁹⁾。したがって本研究においても同様に視線角度の標準偏差を用いる。

また、頭部運動は眼球運動に同期して働く¹⁸⁾ため、そこで、視線が集中することにより頭部の回転にもばらつきが起きると考える。そこで視線と同様にその標準偏差を算出して用いる。標準偏差は先行研究¹⁹⁾を参考に、過去 5 秒間分のデータから次式 (1) および (2) により算出する。

$$x(i) = \sqrt{x_{pitch}(i)^2 + x_{yaw}(i)^2} \quad (1)$$

表 1 視線・頭部移動量

Table 1 Amounts of eye and head movement.

視線・頭部位置の移動量	右目視線角度ピッチ角	合成視線角度の標準偏差
	右目視線角度ヨー角	
	左目視線角度ピッチ角	合成視線角度の標準偏差
	左目視線角度ヨー角	
	頭部回転角度ピッチ角	合成頭部回転角度の標準偏差
	頭部回転角度ヨー角	
対象物追跡率品質指標	右目視線追跡率, 平均値	
	左目視線追跡率, 平均値	
	頭部位置追跡率, 平均値	

ここで, $x(i)$ は合成視線 (頭部回転) 角度, $x_{pitch}(i)$ はピッチ角度, $x_{yaw}(i)$ はヨー角度を表す.

$$\sigma(i) = \sqrt{\frac{1}{4} \sum_{j=i-4}^i (x(j) - \bar{x})^2} \quad (2)$$

ここで $\sigma(i)$ は視線 (頭部回転) 角度の標準偏差を表す.

視線移動量のデータには瞬きとサッカードがノイズとして混入しているため, 13 点のメディアンフィルタを用いて, これらのノイズを除去した.

2.2 生体信号の取得

心電図 (ECG) とは, 心臓の活動電位の時間的変化をグラフに記録したものであり, 時刻 t における電位で表される. 心電図には P 波, QRS 群, T 波と呼ばれる主要な波がある. P 波は心房の興奮, QRS 群は心室の興奮の開始, T 波は心室における興奮の回復を示す. 本研究では, 標準四肢誘導の第 II 誘導により計測を行うモニタ誘導法²⁰⁾ によって測定した. 計測器はデジテックス研究所製 AP1000 を使用し, データは 5 秒ごとに取得し, データセットは 60 Hz でサンプリングを行った. また, 4 次のパターワース型 1-30 Hz バンドパスフィルタによりノイズを除去した.

心電図の RRI を測ることで (図 2), 心拍数や心拍変動を算出することが可能である.

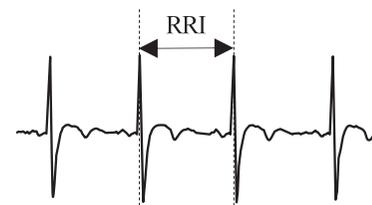


図 2 心電図波形と RRI

Fig. 2 RRI in ECG waveform.

心臓の活動は自律神経の影響を受けるため, 精神活動とも密接に関係している. 心拍は交感神経と副交感神経のバランスによって速さが決定し, 一般的に交感神経が優位るとき心拍数が増加し, 副交感神経優位るとき減少する. また, 怒りや恐怖等のストレスで交感神経が優位になり, 心拍数は増加する. Kahneman²¹⁾ や永岑²²⁾ は安静時において, 精神的負荷課題を与えることで心拍数が上昇することを報告している. ドライバが Cognitive Distraction 状態である場合, 運転以外の会話や思考等の影響が心拍数に表れ, RRI が減少すると考えられる. したがって, 本研究においては RRI を Cognitive Distraction 検知のための特徴量の 1 つとして用いる.

次に, 心電図波形から RRI を算出するためのピーク検知アルゴリズムについて述べる. ただし, R 波のピーク電圧の閾値を $R_{min} = 400$ mV, また通常, R 波は 0.5 ~ 1.0 秒の間隔で起こるため, R 波が現れるまでの最短時間を $t_{min} = 0.5$ 秒と設定した. 時刻 t において心電図波形 $f(t)$ がピークとなるための条件は,

$$f(t) - f(t-1) > 0 \quad (3)$$

かつ

$$f(t) > R_{min} \quad (4)$$

である. しかし, ノイズ等の影響により t を一意に決定できない場合が存在する. そこで式 (3) の条件を $f(t)$ より過去の値を用いて, すべての i について次式を満たすように変更する.

$$f(t-i) - f(t-(i-1)) > 0, \quad i = 0, \dots, n \quad (5)$$

本論文の実験では $n = 3$ とした. 式 (4) および (5) を満たすものを R 波のピーク候補とした. ピーク候補より t_{min} 間, 新たなピーク候補が見つからなかったとき, そのピーク候補の発生時間をピーク発生時間 P_n とし, RRI_n は次式からピーク発生時間の差分により求められる.

$$RRI_n = P_{n+1} - P_n \quad (6)$$

視線での特徴量抽出に従い 60 Hz でサンプリングを行ったデータを 5 秒の時間窓で RRI を算出し、その平均値を求めて利用する。

2.3 AdaBoost によるパターン識別

AdaBoost¹³⁾ は Freund らによって提案されたパターン認識のための学習アルゴリズムの 1 つである。高い識別性能が得られる、識別が容易である等の利点により、近年さかんにパターン認識等へ応用されている。AdaBoost による学習は、逐次的に学習データの重みを変化させながら異なる識別器を作り、これら複数の識別器の重み付き多数決によって最終的な識別関数を与える。個々の識別器は弱識別器 (weak classifier) もしくは弱仮説 (weak hypothesis) と呼ばれ、それらを組み合わせたものは強識別器 (strong classifier) と呼ばれる。単純で弱い識別器を逐次的に学習し、識別器の精度を増強 (boost) する方法はブースティング (Boosting) と呼ばれる。

d 次元入力 $x_i \in R^d$ とそれに対する正解 $y_i \in \{\pm 1\}$ の組を学習データとして用いる。 T 個の弱識別器 $h_t(x)$, $t = 1, \dots, T$ を、信頼度 α_t で重み付けをして結合することにより強識別器 $H(x)$ を構成する。

t 回目の学習における重みを $D_t(i)$ とする。重みの初期値はすべて同じ値 $D_1(i) = 1/N$ とし、正しく識別できなかったデータの重みを大きくすることにより、次の弱識別器において重点的に学習される。2 値の判別問題の場合、分布 D_t のもとで誤り率

$$\varepsilon_t = P_{r_{D_t}} \{h_t(x_i) \neq y_i\} = \sum_{h_t(x_i) \neq y_i} D_t(i) \quad (7)$$

をできるだけ小さくするように弱識別器 h_t を選びだすと考えればよい。二値識別問題の場合の AdaBoost の具体的なアルゴリズムを以下に示す。

学習データ $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ が与えられているとする。ただし、 $x_i \in X$, $y_i \in Y = \{-1, +1\}$ とする。

Step 1 $D_1(i) = 1/N$ によって初期化する。

Step 2 $t = 1, \dots, T$ に対して

- 分布 D_t に基づき弱識別器を学習する。つまり式 (7) の最小化を行い、 $h_t: X \rightarrow Y$ を得る。
- 誤り率を用いて以下のように信頼度 $\alpha_t \in R$ を計算する。

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad (8)$$

- 次式により、分布 D_t を更新する。

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}{Z_t} \quad (9)$$

ただし、 Z_t は $\sum_{i=1}^n D_{t+1}(i) = 1$ とするための規格化因子で

$$Z_t = \sum_{i=1}^n D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i)) \quad (10)$$

である。

Step 3 最終的な識別器はすべての弱識別器の信頼度で重み付けて多数決をとり、次式により強識別器 $H(x)$ を得る。

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right) \quad (11)$$

本研究では視線移動量の標準偏差や品質指標、頭部移動量の標準偏差や品質指標および心拍 RRI 平均値をドライバ Cognitive Distraction 状態検知の特徴量として設定する。そしてこれらを SVM および AdaBoost への入力とし、Cognitive Distraction 状態であるかどうか (-1 もしくは 1 の二値) を出力とする学習および識別評価を行う。

3. 実験および考察

3.1 実験条件

3.1.1 ドライビングシミュレータ

Cognitive Distraction を検知するためにドライビングシミュレータを用いて実験を行った。本研究では、モックアップのドライビングシミュレータ (図 3) を用い、前方のスクリーンに投影されるコースを走行する。コース作成には FORUM8 社の UC-win/Road を用いた。

走行コースは、欧州 AIDE プロジェクトの認知負荷検知に適した走行コース (Intermediate Course⁹⁾) の実験結果との比較を可能とするために、郊外道路を設定した。コース外観を図 4 に、実験条件を表 2 に示す。このコースは片側 2 車線道路で、道路脇に建物を複数設置し、緩やかなカーブ (曲率半径は最大で約 700 m, 最小で約 80 m) が連続している。ただし、交通信号機は設置しない。被験者はスピードメータを見て速度の調節 (60 km/h) を行った。被験者は男性 3 名であり、普段から日常的に運転を行っている者を対象とした。

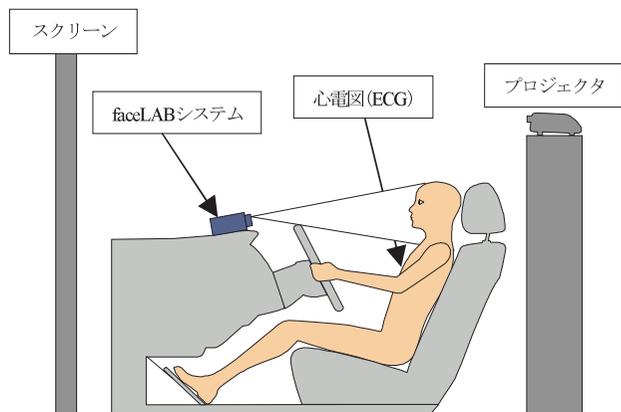


図 3 ドライビングシミュレータ
Fig. 3 Driving simulator.



図 4 模擬走行コース
Fig. 4 Driving course.

3.1.2 サブタスク

運転中の被験者に会話や思考のような Cognitive Distraction を模擬的に作り出すために、先行研究⁹⁾に従いサブタスクとして暗算タスクおよび会話タスクの2種類を課した。暗算タスクは1000から7を連続減算する。その際、回答は発話させた。会話タスクは被験者が

表 2 実験条件

Table 2 Reproduction conditions for driver cognitive distraction.

被験者数	3名(男性)
年齢	平均22.3歳(21,21,25歳)
走行コース	信号の無い郊外路
走行速度	定速 60Km/H
認知負荷条件	① 会話：5分(通学経路の説明) ② 通常走行：5分 ③ 暗算：5分(1000からの素数の減算)

普段から通る道(例・学校から自宅)の経路案内を行わせた。その際、信号や目印となる建物をできる限り詳細に説明させた。こうした経路案内のサブタスクは文献²³⁾で両眼の注視点にずれが生じることが報告されている。また、サブタスクの付加による反応時間の遅れも報告されている²⁴⁾ため、Cognitive Distraction を作り出すために有効であると考えた。

ドライビングシミュレータでの運転は、はじめに習熟走行し、その後にサブタスクなしの走行、会話タスクを付加した走行、暗算タスクを付加した走行の順で行った。各走行は5分間ずつであり、間に5分間の休憩を設けた。

3.1.3 ソフトウェア

SVM は先行研究⁹⁾に従い、Joachims によって開発された SVM^{light} を利用した。カーネル関数にはガウスカーネルを用いた。ソフトマージン SVM における制約条件の緩和を示すパラメータ C およびガウスカーネルの分布の広がりを示すパラメータ σ のそれぞれのパラメータ値をグリッドサーチにより決定した。後節の実験では、Positive データ数が Negative データ数の倍の量あるためにコストファクタ $cf = 0.5$ とした。また、AdaBoost には Intel 社の Open CV ライブラリを利用し、弱識別器として決定木²⁵⁾を用いた。決定木は Boosting の枠組みによく用いられる最も有名な弱い識別器であり、1つの木に1つの分類ノードしかない最も単純な決定木(stump)を用いる。また、弱識別器の数は1000個とした。

3.2 取得データの妥当性

サブタスクの有無による特徴量の差異を調べるためにサブタスクなし(通常運転)とサブタスクありについて視線角度および頭部回転角度標準偏差を比較した。図5はそれぞれの標準偏差平均値を示している。サブタスクありとサブタスクなしでの視線角度標準偏差の

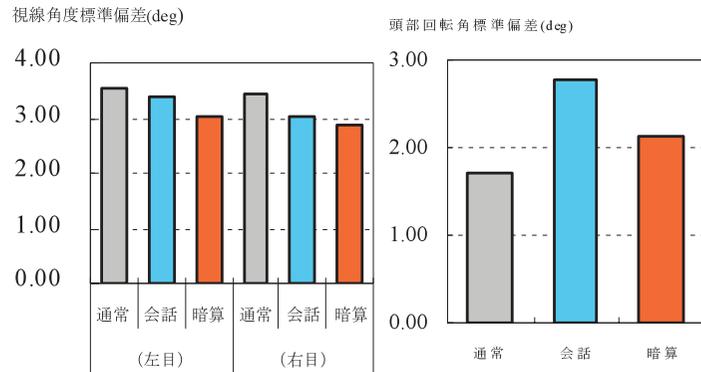


図 5 視線角度および頭部回転角の標準偏差
Fig. 5 Standard deviation of gaze angle and head rotational angle.

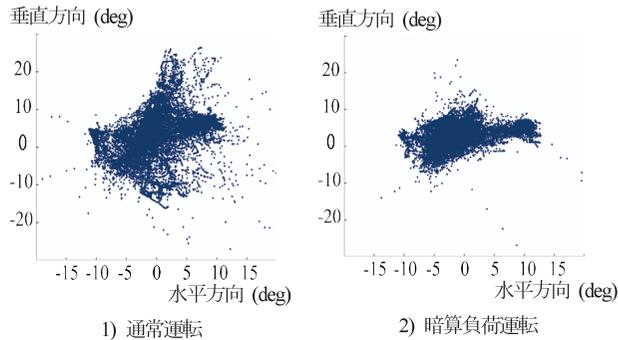


図 6 前方視点分布
Fig. 6 Frontal distribution of focus points.

差異はわずかではあるものの、サブタスクありのときの標準偏差が減少するという先行研究¹⁹⁾の傾向と一致した。

走行コースをサブタスクなしで通常運転走行したときの被験者の前方の視点分布と暗算による認知負荷走行時の被験者の前方視点分布を図 6 に示す。前方視点分布については、通常運転時は周辺部まで広く分散しているが、サブタスク負荷時は狭い範囲に視点が集まった。反対に頭部回転角は図 5 に示すようにサブタスク負荷時に増加した。ここでも取得データ

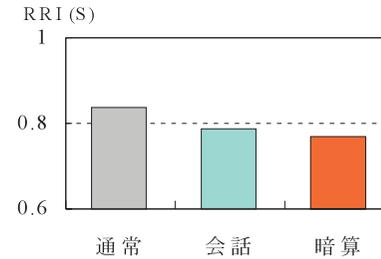


図 7 心拍 RRI 平均値
Fig. 7 Average value of heart rate RRI.

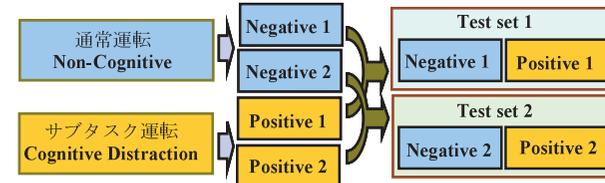


図 8 学習データと評価データの作成
Fig. 8 Creation of learning and evaluation data.

に先行研究^{6),17)–19)}と同様の傾向が認められた。これらの結果から、欧州 AIDE プロジェクトの研究結果^{9),11),19)}に従い、サブタスクを被験者に課したときの視線移動量および頭部移動量の標準偏差をドライバの Cognitive Distraction 状態検知の特徴量とすることは妥当と判断した。

サブタスク(会話もしくは暗算)の有無による心拍 RRI 平均値の変化を図 7 に示す。サブタスク負荷時の平均心拍数は最大で 5 回/分増加しており、先行研究²²⁾による認知負荷実験における結果とオーダが一致した。また、サブタスク負荷時の心拍 RRI 平均値は減少した。これらの差異は小さいが、先行研究²²⁾で述べられているように、心拍数の上昇に精神負荷が影響していると考えられる。以上の結果から、心拍 RRI 平均値をドライバの Cognitive Distraction 状態検知の特徴量とすることは妥当と判断できる。

3.3 Cognitive Distraction 検知性能の評価方法

欧州 AIDE プロジェクトによる研究⁹⁾では、SVM による未知データの識別精度を評価する方法として二分割交差検定法が適用されているので、本研究もこれに従う。図 8 のように通常運転を Negative データ (-1) とし、サブタスクありの運転を Positive データ (+1)

とする．それぞれのデータを二分割し，Test set 1 を用いて学習を行った場合は Test set 2 で性能の評価を行い，同様に，Test set 2 で学習を行った場合は Test set 1 で評価を行った．

一般に識別指標として，式 (12) から (16) で，*Accuracy* (正解率)，*Precision* (適合率)，*Recall* (再現率) が定義されるが，欧州 AIDE プロジェクトでの先行研究¹⁰⁾でも評価指標として用いられていた．本研究ではこれに加えて，式 (17) により定義される総合識別性能指標 *F* も用いた．これらの指標は上記学習から得られたデータをもとにして式 (12) から (17) により算出する．

$$t_p = f_p \cap f_n \quad (12)$$

$$t_n = \neg(f_p \cup f_n) \quad (13)$$

$$Accuracy = t_p \cup t_n \quad (14)$$

$$Precision = t_p / f_p \quad (15)$$

$$Recall = t_p / f_n \quad (16)$$

$$F = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (17)$$

ただし， f_p は識別器によって Positive と出力されたデータの集合， f_n は真に Positive な集合を表す． t_p は正しく Positive と識別された集合， t_n は正しく Negative と識別された集合を表す．

また，先行研究と同様に Negative データのみを識別に用いた場合の *Accuracy* (Non-Cogn) および Positive データのみを識別に用いた場合の *Accuracy* (Cogn) についても算出した．

3.4 AdaBoost と SVM での結果の比較

faceLAB から取得した視覚情報のみを用いて，欧州 AIDE プロジェクトでの検知手法に従って構築した SVM と我々の提案する AdaBoost での検知結果の *Accuracy* を表 3 に示す．表 3 における“両方”とは，会話と暗算を同時に課した場合であり，“Non-Cogn”は通常運転，“Cogn”はサブタスクあり運転を表す．

暗算時の視覚情報のみによる SVM での Cognitive Distraction 検知の平均 *Accuracy* は 72.4%であった．本研究ではドライビングシミュレータを用いて取得したデータであるのに対して，欧州 AIDE プロジェクト¹⁰⁾は実車を使用した値であるため，この点で多少の差異は生じるが，欧州 AIDE プロジェクトで示された暗算時の平均 *Accuracy* の 74.2%と比べても，おおむね近い値が得られた．

一方，暗算時の視覚情報のみによる AdaBoost での Cognitive Distraction 検知の平均

表 3 AdaBoost と SVM の *Accuracy* および *F* 値の比較 (単位: %)

Table 3 Comparison of *Accuracy* and *F* value for AdaBoost and SVM using visual feature (units: %).

	認知負荷	Test set1		Test set2		<i>F</i> 値
		Non-cogn	Cogn	Non-cogn	Cogn	
SVM	会話	52.6	84.2	71.1	63.2	69.3
	暗算	78.7	66.3	69.5	74.9	71.1
	両方	49.3	78.5	68.1	73.2	77.1
AdaBoost	会話	95.7	90.9	80.8	88.0	89.0
	暗算	93.0	74.6	84.3	86.3	83.7
	両方	89.3	86.6	79.6	90.2	90.1

Accuracy は 84.6%であり，SVM よりも高い検出結果が得られた．さらに，*F* 値でみると 83.7%となり，SVM の 71.1%と比較してより高い検知性能が得られた．

3.5 心拍 RRI 平均値を入力に追加した効果の検証

次に，学習特徴量に生体信号である心拍 RRI 平均値を追加した場合の結果の比較を表 4 に示す．

暗算時の SVM での *F* 値は 67.4%であり，心拍 RRI 平均値を追加したことにより検知性能は低下した．

一方，AdaBoost では，心拍 RRI 平均値を追加したときの暗算時 *F* 値は 86.1%と向上し，会話，暗算，および，その両方を課したいずれの条件のときも若干ではあるが *F* 値の増加を確認できた．また，AdaBoost を用いた場合，Non-Cogn と Cogn の正解率の偏りが SVM に比べ減少した．

表 3 および表 4 から分かるように，SVM は心拍 RRI 平均値を特徴ベクトルに含めると検知精度が下がる．これは心拍 RRI 平均値という特徴量とそれ以外の特徴量との性質の違いにあると考える．図 7 に示すように正常時とサブタスク負荷時で心拍 RRI は，平均値にこそ多少の差があるものの，瞬間的に両者の違いをとらえようとしても明確な差を見つけることは難しい．このように中長期的な変化である心拍 RRI 平均値を他の短期的な変化である要素 (視線角度や頭部回転角度等) と同等に扱ってしまうと，心拍 RRI 平均値を含めた

表 4 心拍 RRI 平均値を利用したときの AdaBoost と SVM の Accuracy および F 値の比較 (単位: %)
Table 4 Comparison of Accuracy and F value for AdaBoost and SVM using visual feature and heart rate RRI (units: %)

	認知負荷	Test set1		Test set2		F値
		Non-cogn	Cogn	Non-cogn	Cogn	
SVM	会話	49.0	73.1	70.7	67.6	66.8
	暗算	78.1	58.4	67.6	71.6	67.4
	両方	48.2	74.5	66.4	74.1	75.9
AdaBoost	会話	93.7	92.2	85.8	88.3	89.9
	暗算	94.0	78.5	84.3	89.9	86.1
	両方	90.6	87.8	82.1	91.7	91.2

特徴ベクトル全体として学習データ群の中に良い Support Vector (SV) が存在しにくくなる。そのため SVM の識別精度はかえって下がってしまったと考えられる。同じことが欧州 AIDE プロジェクトの文献 11) におけるレーンポジションデータの追加にもいえ、これらの特徴量の追加が精度低下の要因であるとして、欧州 AIDE プロジェクトでは、その特徴量の採用を見合わせている。

一方、AdaBoost は視線角度や頭部回転角といった特徴に重みを置いた複数の弱識別器がすでに高い精度で識別可能であることが表 3 から明らかであり、多数の弱識別器による協調学習という観点から、心拍 RRI 平均値の情報は視線角度や頭部回転角での学習だけでは誤ってしまうデータに対してのさらなる識別性能向上のための学習に使われると考えられる。そのため、もとの精度を保ちながら若干の精度向上が結果として得られている。このように生体信号や車両状態の情報へは人間の意識集中（本研究では Cognitive Distraction）が瞬時に反映されるわけではないが、AdaBoost による協調学習では Cognitive Distraction 検知の性能限界を向上させる 1 つの手がかりになると考えている。

そして、SVM と AdaBoost はともに最小マージンの最大化に基づく学習アルゴリズムであるが、学習の仕方に差異がある。AdaBoost のような Boosting アルゴリズムの場合ではできるだけ少数の特徴量で重みベクトルを表現するように学習が進むため、少ない特徴量で分類を実現できるとともに貢献度の高い特徴量の分析が可能である。しかし、SVM の場合

は、できるだけ少数の事例で重みベクトルを表現しようとし、多くの学習空間から特徴量分析を行うことは比較的不得意である。生体信号はドライバの状態変化を観察するために重要な指標であり、心電図以外にも疲労や眠気等のより長期的な変化の場合、有効な特徴量になってくると考えられる。今後、生体信号からの特徴量の選択を行う場合、AdaBoost は特徴量を効率良く選択できる能力が潜在的に高いため、特徴量の貢献度の評価がしやすく、要因の解析が有効であると考えられる。

さらに、Boosting は SVM に比べ高速であるという利点がある。SVM における学習の計算量は SV の数に依存し、Boosting と比べて計算コストが大きくなり、予防安全システム構築上の障壁となる可能性が高いと考えられる。検知の計算量についても SVM は内積計算が必要であるが、AdaBoost は閾値処理と重み付き多数決だけであるため、理論的にも AdaBoost に大きな分があるといえる。

4. まとめと今後の課題

本研究では、被験者にサブタスクとして暗算タスクおよび会話タスクを与えることで Cognitive Distraction を模擬し、ドライビングシミュレータを用いて AdaBoost による Cognitive Distraction の検知を行い、下記の 2 点を明らかにした。

- (1) AdaBoost により、先行研究である欧州 AIDE プロジェクトで用いられている SVM より高精度な Cognitive Distraction 検知が可能となった。
- (2) 先行研究で用いられた特徴量である視線および頭部回転角度の移動量の標準偏差に加えて、ドライバの状態変化をとらえるために生体信号の 1 つである心電図 (ECG) を用い、心拍 RRI 平均値を算出して特徴量として追加することにより、さらなる検知性能の向上させることができた。

以上の成果を基に、AdaBoost によって、ドライバの注意力低下時に係わる Cognitive Distraction を高精度で検知できるドライバモニタシステムの構築が可能と考える。ただし、運転支援システムへの組み込みにあたっては、一般的にいわれている、リスク恒常性維持の傾向²⁶⁾を考慮したドライバ適応型運転支援システムの構成が望ましい。その例としては、欧州 AIDE プロジェクトで行っているように、ドライバ運転状態を検知し、注意力低下時には交通安全に関連する情報の優先度を高くしてドライバに提供するシステムがある¹⁰⁾。

今後の課題として、ドライバの Cognitive Distraction 検知精度のさらなる向上、および、高速度での検知を可能とするために、瞬き回数、瞳孔径もしくは心拍変動等の新たな生体信号からの有意な特徴量抽出や、また、車両の進行方向のレーンキープ量、ステアリング角度

変動量等，車両挙動に係わる特徴量抽出も行う。

謝辞 本論文を執筆するにあたり，ご支援いただいた愛知県立大学大学院の岸本圭史氏，長瀬敦嗣氏に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) トヨタ自動車(株): 研究・技術(オンライン).
http://www.toyota.co.jp/jp/tech/safety/technologies/index.html (参照 2008-02-2)
- 2) Treat, J.R., Tumbas, N.S., McDonald, S.T., Shinar, D., et al.: Tri-level Study of the Causes of Traffic Accidents, Report No.US-DOT-HS-034-3-535-77 (1977). *Accidents, Intel. J. ITS Research*, Vol.6, No.1, pp.47-56 (2008).
- 3) Miyaji, M., Danno, M. and Oguri, K.: Analysis of Driver Behavior based on Experiences of Road Traffic Incidents Investigated by means of Questionnaires for the Reduction of Traffic Accidents, *International Journal of ITS Research*, Vol.6, No.1, pp.47-56 (2008).
- 4) Klauer, S.G., Dingus, T.A., Sudweeks, V.L., et al.: The Impact of Driver Inattention on Near-Crash/Crash Risk: An Analysis Using the 100-Car Naturalistic Study Data, Report No.US-DOT-HS-810-594 (2004).
- 5) 警察庁交通局: 平成 19 年中の交通事故発生状況(オンライン).
http://www.npa.go.jp/toukei/koutuu47/H19.Dead.pdf (参照 2008-02-15)
- 6) 秋山知範, 稲垣敏之ほか: 視点移動の解析によるドライバの漫然運転検出, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2005 論文集, pp.345-350 (2005).
- 7) 堀口研一, 熊野史朗ほか: ドライバの頭部姿勢及び自転車情報を用いた脇見状態推定手法, 自動車技術会学術講演会前刷集, No.110-07, pp.1-6 (2007).
- 8) EU-FP6-AIDE PROJECT: Project Objectives (online). http://www.aide-eu.org (accessed 2008-02-15)
- 9) Kutila, M.: Methods for Machine Vision Based Driver Monitoring Applications, Doctoral dissertation. Espoo, *VTT Publications 621* (2006).
- 10) Kutila, M., Jokela, M., Markkula, G., et al.: DRIVER DISTRACTION DETECTION WITH A CAMERA VISION SYSTEM, *Proc. IEEE International Conference on Image Processing 2007* (2007).
- 11) Kutila, M., Jokela, M., Makinen, T., et al.: Driver Cognitive Distraction Detection: Feature Estimation and Implementation, *Journal of Automobile Engineering*, Vol.221, pp.1027-1040 (2007).
- 12) Vapnik, V.N.: *The Nature of Statistical Learning Theory, 2nd edition*, Springer (1999).
- 13) Freund, Y. and Schapire, R.E.: A decision — Theoretic Generalization of Online Learning and an Application to Boosting, *Computational Learning Theory*: *Eurocollt*, pp.23-37 (1995).
- 14) Hartman, E.: Driver Vision Requirements, *1970 International Automobile Safety Conference*, Society of Automotive Engineers Paper 700392, pp.629-630 (1970).
- 15) 飯田健夫, 伊藤孝幸: 自動車運転時における視覚特性への思考負荷の影響—眼球運動と反応時間による検証, *交通科学*, Vol.28, No.1, No.2 合併号, pp.60-65 (1998).
- 16) 高橋功次, 中山 実, 清水康敬: ドライブシミュレータ操作時の視線移動と瞳孔面積の変化に関する検討, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol.97, No.464, pp.65-72 (1997).
- 17) 荒川俊也, 松尾典義, 木下昌裕: 視線挙動にもとづくドライバ漫然運転評価の試み, *自動車技術会前刷集*, No.10-05, pp.5-8 (2005).
- 18) Engstrom, J., Johansson, E. and Ostlund, J.: Effects of Visual and Cognitive Load in Real and Simulated Motorway Driving, *Transportation Research part F*, Vol.8, pp.97-120 (2005).
- 19) Victor, W.T., Harbluk, L.J. and Engstrom, J.: Sensitivity of Eye-movement Measures to In-vehicle Task Difficulty, *Transportation Research part F*, Vol.8, pp.167-190 (2005).
- 20) 久保田博南: バイタルサインモニタ入門, pp.10-33, 秀潤社 (2000).
- 21) Kahneman, D., Tursky, B., Shapiro, D. and Crider A.: Pupillary, heart rate and skin resistance changes during a mental task, *Journal of Experimental Psychology*, Vol.79, No.1 (1969).
- 22) 永岑光恵, 室田真男, 石井源信ほか: 繰り返しの暗算課題遂行における緊張感と心拍数の変化, *日本教育工学会論文誌*, Vol.25, No.4, pp.237-245 (2002).
- 23) 浅野陽一, 内田信行, 橋本健志郎: 注視点計測による対話負荷の定量化に関する研究, *自動車技術会前刷集*, No.84-02, pp.13-16 (2002).
- 24) Sternberg, S.: High-speed scanning in human memory, *Science*, No.153, pp.654-654 (1966).
- 25) 工藤 拓, 松本裕治: 部分木を素性とする Decision Stumps と Boosting Algorithm の適用, *情報処理学会自然言語処理研究会*, SIGNAL-158 (2003).
- 26) Wilde, G.J.S.: Risk homeostasis theory and traffic accidents: Propositions, deductions and discussion of dissension in recent reactions, *ERGONOMICS*, No.4, pp.441-468 (1988).

(平成 20 年 3 月 31 日受付)

(平成 20 年 10 月 7 日採録)



宮治 正廣 (正会員)

昭和 46 年名古屋大学工学部応用物理学科卒業。昭和 48 年同大学大学院修士課程修了。昭和 48 年トヨタ自動車 (株) 入社，技術開発部門に所属，現在に至る。衝突安全・エアバッグシステム，マルチメディア車載機器，ボデー機能部品企画・開発を担当，現在に至る。自動車技術会会員，横幹技術協議会代議員。



段野 幹男

昭和 52 年早稲田大学商学部卒業。昭和 55 年ボンベイ大学経済学部修士課程修了。中央大学研究開発機構助教授，平成 13 年 (株) トヨタ IT 開発センター，IT 技術評価担当，現在に至る。電子情報通信学会，ITS ジャパン，自動車技術会各会員。



河中 治樹

平成 11 年名古屋工業大学工学部電気情報工学科卒業。平成 13 年同大学大学院博士前期課程修了。平成 17 年同大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。同年中部大学先進計測研究センター研究員を経て，愛知県立大学情報科学部助手。平成 19 年同大学助教，現在に至る。コンピュータビジョンの研究に従事。電子情報通信学会，画像電子学会，形の科学会，実験力学会各会員。



小栗 宏次 (正会員)

平成 2 年名古屋工業大学大学院博士後期課程修了。同年名古屋工業大学助手。平成 6 年愛知県立大学助教授。平成 10 年同大学情報科学部教授。平成 11~12 年ドイツ連邦ミュンヘン大学計測科学研究所客員教授。平成 14 年愛知県立大学大学院教授，現在に至る。生体信号処理，知的情報処理に関する研究に従事。工学博士。平成 8 年日本エム・イー学会研究奨励賞，平成 11 年永井科学技術財団学術賞各受賞。IEEE，電子情報通信学会，日本生体医工学会各会員。