

## ドライバ精神負荷状態の主観的評価値推定

横井都司如<sup>†</sup> 小栗宏次<sup>†</sup>

近年、様々な安全対策が行われてきた。その結果、交通事故による死亡者数は減少傾向にあるが、依然として交通事故発生件数は高水準である。中でも漫然運転は法令違反別死亡事故件数第1位であり、漫然運転を未然に防ぐことは重要な課題である。漫然運転が起こる時、ドライバには考え事などの精神負荷がかかっていると考えられる。そこで、本研究では、ドライビングシミュレータ上の走行中に、ドライバにかかる精神的負荷度が異なる複数の副次タスクを与え、精神的負荷度の主観的評価値である AWWL を、生体信号である心電図を用いて推定を行った。その結果、運転のみの走行と比較して精神的負荷度の強い副次タスクを与えた場合、生体信号から得られた特徴量に有意な変化が確認され、高精度な推定モデルを構築することができた。

## Estimation of Subjective Assessment Value in State of Driver's Mental Work Load

Toshiyuki Yokoi<sup>†</sup> and Koji Oguri<sup>†</sup>

Recently, a variety of safety measures have been done. As a result, the death toll due to the traffic accident is in the decreasing tendency. However, the traffic accident generation number is still high-level. Especially, aimless driving is most fatal accident. Therefore, it is an important problem to prevent aimless driving beforehand. When aimless driving was occurred, it is thought that the driver receives a mental load of something to worry about etc. Then, the plurals sub-tasks with a different mental load degree that the driver received gave while running on a driving simulator in this study, and we estimated AWWL that is the subjective evaluation value of the mental load degree using the electrocardiogram that is the vital signal. As a result, when the plurals sub-tasks with a strong mental load degree gave driver compared with running only of driving, a significant change was confirmed to the amount of characteristic that had been obtained from the vital signal. Therefore, a highly accurate estimation model was able to be constructed.

### 1. はじめに

近年、シートベルト着用の義務化など、様々な安全対策が行われてきた。その結果、平成 21 年における交通事故による死亡者数は 4914 人となり、9 年連続の減少を達成した（前年比-4.7%）[1]。しかし、その一方で交通事故発生件数は 76 万件と高水準を推移しており、依然として憂慮すべき交通情勢にある。中でも交通事故発生原因の一つである漫然運転は、法令違反別死亡事故件数に着目すると、728 件（16.6%）と最も高く、法令違反別交通事故件数においても 47634 件（6.8%）と 4 番目に高い件数を示している。また、丸山[2]の調査では、交通事故発生時にドライバの 42%以上が「考え事をしてきた」、「ぼんやりしていた」などの漫然状態にあることが報告されており、多くのドライバが漫然運転による事故を引き起こす可能性を持つことを示唆している。このような理由から、漫然運転を未然に防ぐことが重要な課題であると考えられる。

漫然運転による交通事故を防ぐためには、ドライバの漫然運転時における状態を検知しなければならない。漫然運転が起こる時、ドライバには考え事や会話などの精神負荷がかかっていると考えられる。これらは特に交通事故原因に占める割合が高いと言われており[3]、ドライバに精神負荷がかかっている状態（精神負荷状態）を検知する研究が多数行われている。中でもカメラを用いた研究が盛んに行われている。例えば、Kutilla ら[4]は精神負荷状態の誘発タスクとして被験者に暗算等のタスクを与え、入力する特徴量には、カメラによってドライバから得られる特徴量（視線など）を用い、パターン認識手法の一つである SVM（Support Vector Machine）を用いることにより、ドライバの精神負荷状態検知を行った。

しかし、Kutilla らの研究に代表されるような精神負荷状態検知に関する研究の多くは、通常状態と精神負荷状態の 2 状態を判別するに止まっており、また、ひとえに精神負荷状態といってもドライバにかかる精神的負荷度は様々であると考えられる。そのため、精神負荷状態検知システムの実用性を考えた場合、ドライバにかかる精神的負荷度に応じた推定を行うため、定量的に示されることが望ましい。これが可能ならば、精神的負荷度に応じた安全運転支援が行えるようになると考えられる。川喜田ら[5]は、特徴量にカメラから得られるドライバの顔向きなどを用いて精神的負荷度を定量的に推定し、精神負荷がリアルタイムに推定できる可能性を示唆した。しかし、ドライバの顔向きなどから検知しやすい脇見状態と異なり、精神負荷状態は前方を向いている場合も考えられるため、顔向きなどの外面からだけではドライバの状態変化を完全には捉えきれない。また、カメラから得られる情報は環境光に代表される外乱の影響を受けやすいという欠点がある。この問題を解決するには、ドライバの状態変化

<sup>†</sup> 愛知県立大学 情報科学部  
Aichi Prefectural University

を外面から捉えるのみでなく、内面からとらえる必要があると考えられる。ドライバの状態変化を内面からとらえるには、ドライバの生体情報を用いることが有効であると考えられる。また、将来性を加味した上で精神的負荷度を推定するシステムを考えると、車内で計測可能な生体情報を用いることが望ましい。近年では、車載で心電図を取得できる技術が開発されており、ステアリングなどから心電図を取得できる装置が既に開発されている[6]。したがって、ドライバの生体情報として心電図データの特徴量として取得し、精神的負荷度を推定することは、ドライバの状態変化を内部からとらえることができる点と、車載システム組み込みへの将来性がある点から有効なのではないかと考えられる。

また、川喜田らの研究では走行コースを直線道路コースのみに限定しているが、走行コースが異なることで、ドライバの視線に変化が生じると報告されている[7]。そのため、視線情報を用いた精神負荷状態推定を複数の異なる走行コースにまで応用することは不適当であると考えられ、異なる走行コースにおいても精神負荷状態を推定可能にするシステムが必要である。

本研究では、走行コースには環境の異なるコースを用意し、ドライバにかかる精神的負荷度が異なる複数のタスクを被験者に与えて精神負荷状態を模擬した。ドライバの状態変化を示す情報に心電図データを用いて精神負荷状態の定量的な推定を行った。

## 2. 実験

### 2.1 実験概要

本研究では、ドライビングシミュレータを用いた走行実験を行った。被験者は21～24歳の健康成人12名であり、実験前にインフォームドコンセントを得た。被験者には精神負荷状態を模擬する複数の副次タスクを与えた。走行コースには、図1に示すように、直線道路コース、高速道路コース、郊外道路コースという異なる3種類の走行コースを用意した。なお、直線道路コースのみ先行車の追従走行となっている。

### 2.2 計測データ

計測データとして、ドライバの心電図データを取得した。生体アンプ（ポリメイト AP1000, デジテックス研究所）を用い、胸部3点電極で計測する標準四肢誘導の第II誘導により、サンプリング周波数1000Hzで測定した。なお、高サンプリング周波数による測定は交流ノイズの混入が生じるため、バッテリーによる直流環境下において測定を行っている。

また、心電図を計測すると同時に比較としてカメラからドライバの情報を取得した。取得装置としてfaceLABシステム（SeeingMachines社）を用いて、頭部回転角度、眼球回転角度、瞳孔系、瞬目率をサンプリング周波数60Hzで取得した。

ドライビングシミュレータと、生体信号取得装置との構成は図2の通りに示される。

実験中は、環境光が生体信号に及ぼす影響を排除するために、蛍光灯を消灯した。

### 2.3 副次タスク

会話や思考のような精神負荷状態を模擬的に作り出すために、被験者にはドライビングシミュレータの運転（主タスク）に加えて、課題（副次タスク）を与えた。本研究では、ドライバの視線が前方を向いている状態での精神負荷を対象とすることにする（ドライバの視線が前方を向いていない状態は脇見状態となるため）。そのため、スクリーン上に課題を提示するなど、脇見運転につながるような視覚的な提示タスクは不適切である。そこで、被験者に与える副次タスクは、課題の出題と回答をともに口頭で行えることが望ましいと考え、会話タスクと暗算タスクを採用した。会話タスクは、被験者が普段から通る道（例：自宅から学校までの道のり）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。暗算タスクは、PASAT（Paced Serial Addition Test）を行わせた。このタスクは認識力、記憶力、計算力を要するタスクであり、一つ前に提示された数字と現在提示されている数字の和を



(a) 直線道路コース (b) 高速道路コース (c) 郊外道路コース

図1 シミュレータ上の走行コース

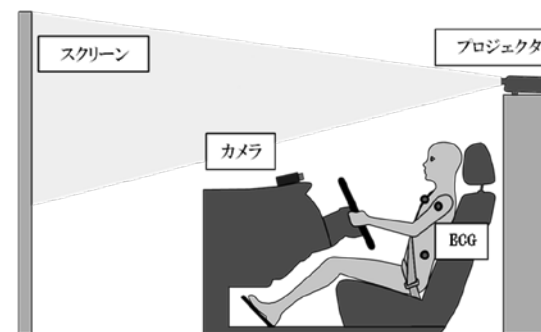


図2 ドライビングシミュレータの構成

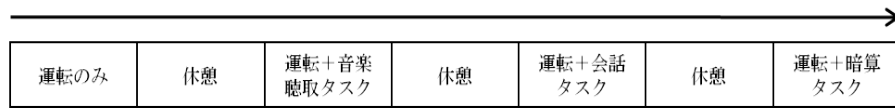


図 3 実験手順

回答するタスクである（例：「2, 3, 1, 4, 8, 5」と呈示された場合、正解は「5, 4, 5, 12, 13」）。また、実環境との比較条件として、音楽聴取タスクも採用した。音楽聴取タスクは、事前に被験者自ら選択した好みの曲を聴取させるタスクである。

### 2.4 実験手順

実験の流れを図3に示す。被験者がドライビングシミュレータの運転に慣れるまで、実験前に習熟運転を5分間行った。その後、運転のみの走行、音楽聴取タスクを付加した走行、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。被験者は各走行終了後、NASA-TLXによるアンケートに回答した。

## 3. 精神負荷状態推定手法

近年、精神負荷状態の評価への関心は高く、多くの研究者に手法の確立が試みられている[8]。一般に、精神負荷状態の評価には、主観的評価、生理的評価、他覚的評価（パフォーマンス）の3つの側面から多角的なアプローチが必要といわれている。

本研究の実験では、被験者に特定のタスクを行ってもらい、その場合の精神負荷状態は、客観的手法と主観的手法の2つの手法から調べることができると言われている[8]。そこで、本研究では主観的手法から得られる値（主観的評価値）をドライバ精神負荷状態の真値とし、客観的手法によって主観的評価値を推定する手法を提案する。

### 3.1 客観的手法

客観的手法は、行動的手法と生理的手法の2つの手法に分けることができる。行動的手法は、被験者の挙動の様子やパフォーマンスを測定または観察する手法である。生理的手法は、被験者の心身反応を測定するもので、与えられたタスクを行うにあたって心電図、脳波、皮膚電気反射等を測定する方法である。

本研究では、客観的手法として生理的手法を採用し、被験者の心電図データを取得した。心臓の活動は自律神経の影響を受けるため、精神活動と密接に関係している。そこで、心電図データからはRRI (R-R Interval: 心電図における各Rピーク間の間隔) データをもとに、心拍数 (Heart Rate: HR), RRI変動係数 (Coefficient of Variation RR: CVRR), RRI時系列におけるピーク波とトラフ波の毎分あたりの総和の割合 (Trough and Peak: RRI時系列におけるピーク波とトラフ波の毎分あたりの総和の割合), RRI

時系列における逐次差分の絶対値の標準偏差 (Difference of Standard Deviation Absolute value: DSDa), 交感神経活動指標 (Sympathetic Nerve Activity: SNA), 副交感神経活動指標 (Parasympathetic Nerve Activity: PNA) という6種類の特徴量を取得した。これらの特徴量は先行研究から精神活動との関係が報告されている。HRは暗算などの精神負荷課題を与えることで心拍数が増加することが報告されている[9]。CVRRはRRIの標準偏差を平均値で除算することにより求められ、先行研究より副交感神経と関係があると報告されている[10]。TPとDSDaについても同様に精神負荷と関係があることが報告されており[11]、特にTPは交感神経の活動を反映しやすい指標であるといわれている。また、ストレスは自律神経に影響を与え、SNAを亢進させ、PNAを抑制させると報告されている[12]。

これらの報告より、ドライバが精神負荷状態にある場合、会話や思考のような精神負荷の影響が各特徴量に表れると考えられる。

### 3.2 主観的手法

本研究では、主観的手法として、被験者本人による評価方法を採用し、Hartらが開発したNASA-TLX (NASA-Task Load index) [13]を用いた。NASA-TLXは精神的欲求 (MD: Mental Demand), 身体的欲求 (PD: Physical Demand), 時間的圧迫 (TD: Temporal Demand), 作業成績 (OP: Own Performance), 努力 (EF: Effort), 不満度 (FR: Frustration level) の6項目の評価尺度から構成されている (表1)。しかし、NASA-TLXは元来、宇宙飛行士の精神負荷の測定を目的として開発されたものであるため、ドライバを対象としたものではない。この問題点は、NASA-TLXに用いる6項目の説明を、被験者

表1 NASA-TLX 評定尺度の定義

Title	Endpoints	Descriptions
MENTAL DEMAND	Low/High	How much mental and perceptual activity was required?
PHYSICAL DEMAND	Low/High	How much physical activity was required?
TEMPORAL DEMAND	Low/High	How much time pressure did you feel to the rate or pace at which the tasks or task elements occurred?
PERFORMANXCE	Poor/Good	How successful do you think you were in accomplishing the goals of task set?
EFFORT	Low/High	How hard did you have to work to accomplish your level of performance?
FRUSTRATION LEVEL	Low/High	How irritated, stressed and annoyed versus content, relaxed and complacent did you feel?

が理解しやすいように実験者が簡易化および具体化することで解決を行う。

NASA-TLX の特徴は、これら 6 つの評価値から 1 つの総合値を算出するのに、個人ごとに算出された重み付け係数を用いることである。この重み係数は、対象作業に関して上記 6 つの項目のすべての組み合わせ 15 通りを比較し、どちらの項目がより精神負荷への寄与が高いと思うかを、被験者自身に判断させることによって得られる（一対比較法）。この一対比較は作業後に行われ、被験者は現行作業について評価するように教示を受ける。一対比較法の結果は、それぞれの項目について、より精神負荷への寄与が高いと判断された回数を数えることによって処理され、この回数をそのまま重み付け係数とする。その後、この重み付け係数を各素点にかけたものの総和をとり、最後に重み付け係数の総和 15 で割ることにより総合値（WWL : Weighted WorkLoad）が得られる。しかし、一対比較法には問題点があり、例えば、ある被験者が不満度の項目を一度も選択しなかったとすると、不満度に対する重み付け係数は 0 になる。これは、その被験者が不満度を精神負荷の要素としては最も低く認識していると解釈されるが、被験者によって評価された不満度の項の素点が常に 0 であるとは限らない。しかし、この重み付け係数が 0 になると、WWL 算出の過程において、不満度の項がまったく関与しないことになる。このことは、6 項目のうちの 5 項目だけで総合値を算出することとなり、NASA-TLX の線形性を減少させ、被験者間のばらつきを増加させる要因になるといわれている [13]。

そこで、三宅ら [13] は一対比較による問題点を解決するために、適応 WWL (AWWL : Adaptive WWL) という手法を考案した。まず、重み付け係数の算出には、被験者の 6 つの項目に対する素点の大小関係から重み付け係数を決定することが考えられる。すなわち、各作業後に行われる NASA-TLX の評価値の最大値を示した項目を、被験者が精神負荷への寄与が一番高いと判断したものと想定する。このようにして、6 つの素点に小さいほうから 1~6 位の順位付けをし、この順位をそのまま重み付け係数とする。同順位については平均順位を当てはめる。このようにすれば最低順位の係数は 0 でなく 1 となり、重み付け総合値の算出の際に最低順位も欠落しない。この場合は、重み付け総和を係数である 21 で割って総合値を求める（式(1)）。 $\omega_i$  は重み係数である。

$$AWWL = (MD \cdot \omega_1 + PD \cdot \omega_2 + TD \cdot \omega_3 + OP \cdot \omega_4 + EF \cdot \omega_5 + FR \cdot \omega_6) / 21 \quad (1)$$

## 4. 解析手法

### 4.1 心拍変動解析

特徴量の算出方法について述べる。まず取得した心電図波形に 4 次のバターワースバンドパスフィルタ（1~30Hz）でフィルタリングを施し、閾値処理によって R ピーク

を検出し、RRI データを取得する。RRI 平均値を  $RRa$ 、RRI 標準偏差を  $RRs$  とすると、 $HR$ 、 $CVRR$  は以下の式(3)、(4)で表すことができる。

$$HR = 60 / RRa \quad (3)$$

$$CVRR = RRs / RRa \times 100 \quad (4)$$

また、RRI の個数を  $n$ 、 $i$  番目の RRI を  $RR_i$  とすると、 $(RR_i > RR_{i-1}$  かつ  $RR_i > RR_{i+1})$  または  $(RR_i < RR_{i-1}$  かつ  $RR_i < RR_{i+1})$  が成立するときを  $x_i = 1$ 、これら以外の場合を  $x_i = 0$  とすれば、TP は次式(5)で表すことができる

$$TP = \sum_{i=1}^{n-1} x_i / n \quad (5)$$

同様に、RRI の逐次差分値を  $D_i = RR_i - RR_{i-1}$  とし、RRI 時系列における逐次差分値の絶対値の平均値を

$$Xa = (1 / (n-1)) \sum_{i=2}^n |Di| \quad (6)$$

と表すと、 $DSDa$  は次式(7)で表すことができる。

$$DSDa = \{ (1 / (n-2)) \sum_{i=2}^n (|Di| - Xa)^2 \}^{1/2} \quad (7)$$

その後、RRI データをリサンプリング周波数 2Hz で 3 次スプライン補間を行う。そして、1 フレームを 256 データ（約 2 分間）、フレームシフトを 20 データ（10 秒）として、FFT (Fast Fourier Transform : 高速フーリエ変換) による周波数解析を行う。FFT によって得られた心拍変動パワースペクトルにおける低周波数帯域  $LF$  (Low Frequency : 0.04~0.15Hz) と高周波数帯域  $HF$  (High Frequency : 0.15~0.45Hz) のパワーを以下の式(3)、(4)

$$LF = \int_{0.04}^{0.15} Power(f) df \quad (8)$$

$$HF = \int_{0.15}^{0.45} Power(f) df \quad (9)$$

で表すと、 $SNA$ 、 $PNA$  は次式(5)、(6)で表すことができる。

$$SNA = LF / HF \quad (10)$$

$$PNA = HF \quad (11)$$

#### 4.2 精神負荷状態推定モデル構築手法

心電図データから得られる特徴量を用いて、被験者の精神負荷の度合いを表す主観的評価値 (AWWL) を多変量解析によって推定することを目的とする。本研究では、容易かつ短時間で推定可能な重回帰分析法を用いて推定を行った。

重回帰分析は、説明変数  $x_{ip}$  と目的変数  $y$  の関係を式(12)のように表わすものであり、心電図データから得られる特徴量を説明変数、主観的評価値 (AWWL) を目的変数とする。  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  は偏回帰係数であるが、これらの値を最小二乗法により求めることで、精神負荷状態の推定モデルが構築される。  $\varepsilon$  は残差である。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon \quad (12)$$

重回帰分析によって推定を行うにあたって、説明変数の選択は重要な問題であり、適切な基準を設けることが必要である。説明変数選択の基準としては、目的変数の予測に役立つ (他の変数と併用しても独自の役割を持つ) 変数であること、説明変数同士は互いに大きな影響を及ぼさないことなどが挙げられる。このような基準を満たす選択法として、本研究では、ステップワイズ変数選択法を採用した。ステップワイズ変数選択法は、逐次的に説明変数を選択する一般的な変数選択法であるが、本手法においては、単相関係数と偏回帰係数の符号が異なる説明変数を除去するといった拡張を加えた方法を用いる。これは、目的変数との間に正 (負) の相関があるにもかかわらず、負 (正) の偏回帰係数を持った重回帰式を得た場合には、意図する結果と、逆の結果が得られてしまい、推定モデルの信頼性を低下させる原因になると考えられるためである。また、変数の取り込みと棄却の判断基準となる  $F$  値の閾値 ( $F_{in}, F_{out}$ ) については一般的に固定値をとることが多く、状況に応じて設定する必要があるが、本研究では  $F_{in} = F_{out} = 3.0$  を採用する。この場合、説明変数の個数は 2~4 個を選び出すことが多いが、説明変数の個数が多すぎると推定モデルが複雑になり、1 つではその特徴量に依存しすぎた推定モデルになってしまうため、2~4 個の説明変数から得られる推定モデルが信頼性を持った推定モデルであると考えた。また、心電図データのような生体信号を特徴量として用いる場合、個人差の影響を省くために正規化を行う必要がある。そこで、推定に用いた特徴量は、式(13)により平均 0、分散 1 の  $z$ -score に変換した。  $X$  は注目している特徴量、  $\mu$  は特徴量の平均値、  $\sigma$  は特徴量の標準偏差である。

$$z = (X - \mu) / \sigma \quad (13)$$

## 5. 実験結果

### 5.1 生理指標

図 4~図 9 に全被験者の各タスクにおける各特徴量の平均値を示す。また、運転のみ (以下、通常) を基準とし、各タスクとの一標本  $t$  検定により  $p$  値を算出した。図 4, 図 5, 図 7, 図 8 から、HR, CVRR, DSDa, SNA に関しては、通常と音楽聴取タスクに差は見られなかった ( $p > 0.10$ ) が、会話タスク・暗算タスクに関しては通常よりも増加傾向にあることが確認できる。反対に、図 6, 図 9 から、TP, PNA は通常に対して減少傾向にあることが確認できる。HR は通常に対し、音楽聴取タスクは  $p = 0.618$  と有意差が見られなかったものの、会話タスクは  $p < 0.01$  ( $=0.002$ ) の有意差で増加し、同様に暗算タスクも  $p < 0.01$  ( $=0.009$ ) の有意差で増加を確認することができた。CVRR は通常に対し、音楽聴取タスクは  $p > 0.10$  で有意差を確認することはできなかったが、 $p = 0.103$  で増加傾向を示した。会話タスクは  $p < 0.001$  と非常に大きい有意差で増加を確認できた。暗算タスクは  $p < 0.05$  ( $=0.011$ ) の有意差で増加が確認された。TP は通常に対し、音楽聴取タスクは数値に大きな上昇こそ見られなかったものの、 $p < 0.01$  ( $=0.005$ ) の有意差で増加が確認できた。会話タスクは  $p < 0.05$  ( $=0.011$ ) の有意差で減少したが、暗算タスクは  $p = 0.490$  と有意差を確認することができなかった。DSDa は通常に対し、音楽聴取タスクが  $p = 0.554$ 、会話タスクが  $p = 0.122$ 、暗算タスクが  $p = 0.224$  と、いずれも  $p > 0.10$  であり、有意差が確認できなかった。これは、図 7 より、通常と音楽聴取タスクにおいて、ほとんど平均値に差がないことと、会話タスク、暗算タスクにおける標準偏差、つまりは個人差が大きいことが原因だと考えられる。よって、DSDa は精神負荷の評価には不適切な指標である可能性が高い。SNA は通常に対し、音楽聴取タスクは  $p > 0.10$  で有意差を確認することはできなかったが、 $p = 0.108$  で増加傾向を示した。会話タスクは  $p < 0.01$  ( $0.007$ ) の有意差で増加が確認され、暗算タスクは  $p < 0.1$  ( $0.07$ ) の有意差で増加が確認された。SNA は、通常と各タスクの有意差から CVRR と似た傾向を持つことが確認できる。PNA は通常に対し、音楽聴取タスクは  $p = 0.234$  と有意差を確認することはできなかった。会話タスクは、 $p < 0.1$  ( $=0.065$ ) の有意差で減少を確認でき、暗算タスクも  $p < 0.1$  ( $=0.086$ ) の有意差で減少を確認できた。しかし、図 5 からわかるように、PNA は通常における標準偏差の大きい指標であるため、精神負荷を評価する上では、慎重な扱いが必要である指標だと考えられる。

以上、6 つの特徴量は、それぞれ通常と各タスクとを比較した場合、全体の傾向として、通常に対して、音楽聴取タスクとの間には有意差は見られないが、会話タスク、暗算タスクとの間に有意差が見られる特徴量が多かった。このことから、会話タスク、暗算タスクは生体信号に大きな影響を与えるタスクであり、被験者に強い精神負荷を与えているのではないかと考えられる。

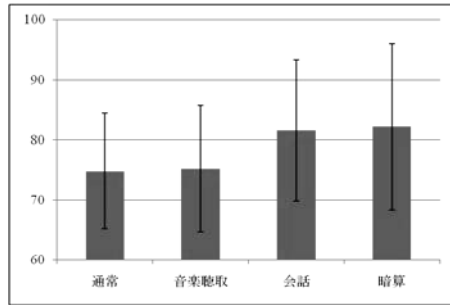


図4 各タスクにおける平均 HR

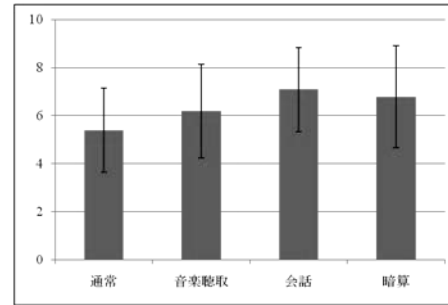


図5 各タスクにおける平均 CVRR

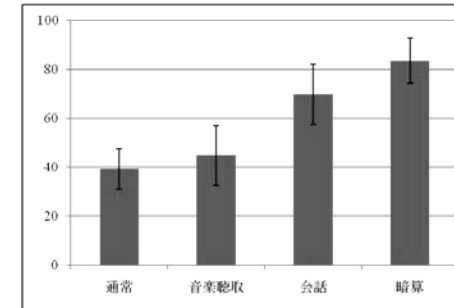


図10 各タスクにおける平均 AWWL スコア

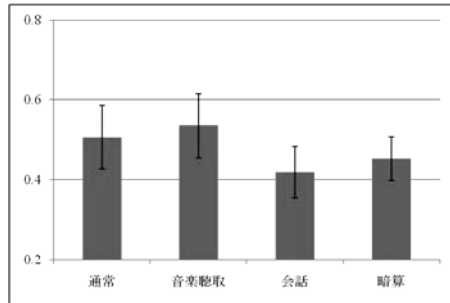


図6 各タスクにおける平均 TP

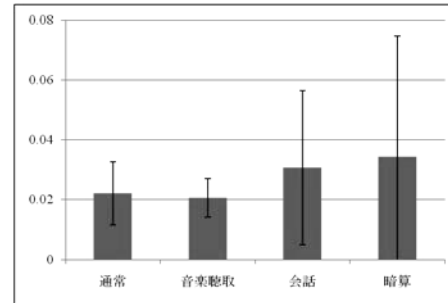


図7 各タスクにおける平均 DSDa

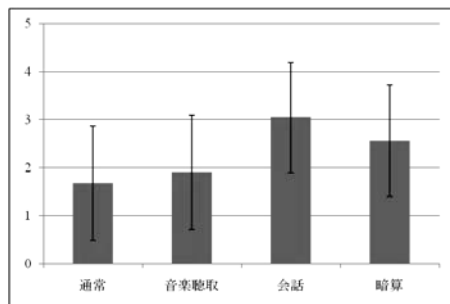


図8 各タスクにおける平均 SNA

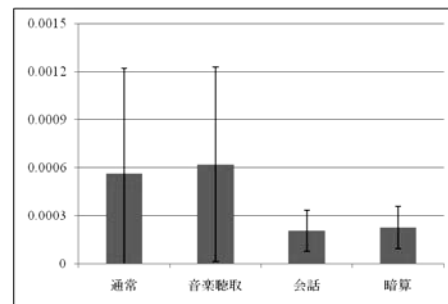


図9 各タスクにおける平均 PNA

## 5.2 主観的指標

図10に、各タスク終了後における AWWL スコアを示す。図10から、音楽聴取タスクは通常よりも AWWL スコアがやや高く、会話タスク、暗算タスクは AWWL スコアが大きく上昇していることが確認できる。よって、主観的評価の観点から本研究の副次タスクを評価すると、各副次タスクは被験者に異なる負荷度の精神負荷を与えていると考えられる。

## 5.3 推定結果

重回帰式によって算出された AWWL スコアの推定結果を図11に示す。推定モデルの妥当性を評価する指標として、アンケートから算出した真値としての AWWL スコアと、推定モデルから算出した推定値としての AWWL スコアとの相関係数、誤差標準偏差を評価指標として用いた。推定結果は真値と推定値の相関係数が 0.859、誤差標準偏差が 10.2 という結果を得た。また、ステップワイズ変数選択法によって選択された特徴量は HR、CVRR、SNA、PNA となった。

回帰分析において、相関係数が高く、誤差標準偏差が小さい場合に、そのモデルは高精度に目的変数を推定できるといえる。一般的に相関係数は 0.8 以上の場合、強い相関があるといわれているため、本研究の推定モデルから得られた真値と推定値の相関係数 0.859 は高相関を示しているといえる。誤差標準偏差に関しては明確な基準値は存在しないため、妥当性を独自に判断する必要がある。表2は、各タスクにおける AWWL スコアの平均値と標準偏差である。この表から、AWWL スコアは各タスク内でもばらつき（個人差）があることが確認できる。AWWL スコアはアンケートから得られる主観値であるため、個人においてアンケートの質問から受ける感性は異なる。このことが、個人差を生じさせた原因だと考えられる。そのため、各タスクにおける標準偏差の平均値（10.5）を感性の違いによる個人差とすると、誤差標準偏差が 10.5

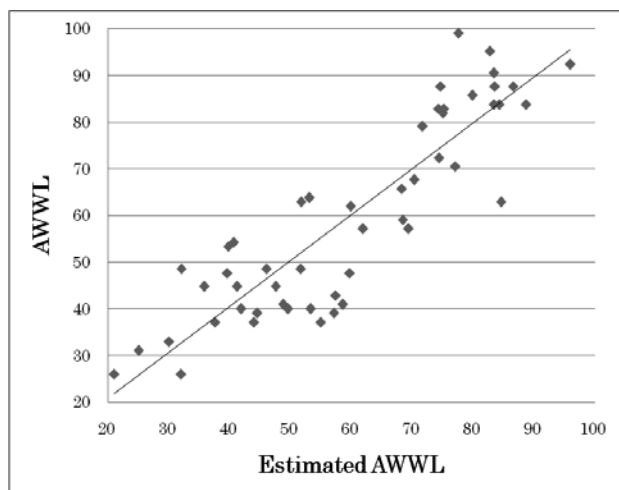


図 11 AWWL スコア推定結果

表 2 各タスクにおける AWWL スコア平均値と標準偏差

AWWL	通常	音楽聴取	会話	暗算	個人差
平均値	39.2	44.6	70.0	83.5	-
標準偏差	8.21	12.2	12.4	9.10	10.5

表 3 各特徴量の単回帰分析による相関係数, 誤差標準偏差

特徴量	相関係数	誤差標準偏差
HR	0.689	14.8
CVRR	0.643	15.6
TP	0.395	19.4
DSDa	0.451	18.1
SNA	0.641	15.6
PNA	0.681	14.9

以内であれば, 推定値が AWWL スコアにおいて生じる個人差の範囲内に収まっていると考えられる. 本研究の推定モデルから得られた真値と推定値の誤差標準偏差は 10.2 であり, わずかではあるが 10.5 を下回り, 個人の感性の違いによる個人差の範囲内に収まっているといえ, 本研究から得られた推定モデルは高精度に推定可能な, 妥

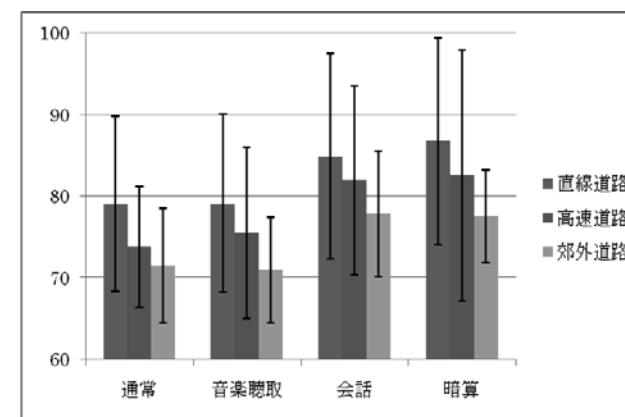


図 12 各走行コースの各タスクにおける特徴量の変化 (HR)

当性の高い推定モデルであることが示された.

## 6. 考察

### 6.1 特徴量の貢献度

推定に用いた各特徴量の貢献度を調べるために, それぞれ単回帰分析での相関係数と誤差標準偏差を表 3 に示した. ステップワイズ変数選択法によって選択された特徴量 HR, CVRR, SNA, PNA は, それぞれ相関係数が 0.6 を超えており, 単体でも AWWL スコアへ与える影響力を持っていることが確認できる. 説明変数には選ばれなかった TP, DSDa は相関係数が低く, AWWL スコアへ与える影響力が小さかったために選択されなかったと考えられる.

よって, AWWL スコアへ与える影響力が強い, つまり, 推定への貢献度が高い特徴量をステップワイズ変数選択法によって選択できていることが確認できる.

### 6.2 走行コースが被験者の生体信号に与える影響

本研究では, 走行コースの影響を受けない推定モデルの構築も目的の一つである. 図 12 は各走行コースの各タスクにおける特徴量の変化であり, 例として HR を取り上げている. 心拍数は個人差が大きいため, 各コースにおいて平均心拍数にばらつきはあるものの, それぞれの走行コースにおいて, 通常に対し, 音楽聴取タスクとは有意差が確認できず, 会話タスク, 暗算タスクは有意に増加するという結果になった. これは図 4 の結果と同様の傾向であり, 他の特徴量も, 各走行コースにおける各タスクにおいての変化が, 図 5~図 9 と同様の傾向であった.

よって、心電図データから得られる特徴量は、走行コースの影響を受けず、精神負荷に対しては同様の変化を示すことが確認できた。

### 6.3 先行研究（視覚情報）との比較

ドライバ精神負荷状態推定の先行研究[5]として、カメラから得られる情報を特徴量として推定を行ったものがあることを第1章で紹介した。その研究では、ドライバの顔向き、視線、瞳孔径、瞬目率から精神負荷を推定していた。そこで、本研究の心電図データから得られる特徴量を用いた精神負荷状態推定の有効性を示すため、先行研究で用いられたものと同様の特徴量を用いて AWWL スコアの推定を行った。推定手法は本研究と同様に重回帰分析を使用した。推定結果は相関係数が 0.81、誤差標準偏差が 11.9 となり、本研究から得られた推定モデルの方が、精度が高いことを示せた。カメラから得られる特徴量を用いた場合の精度が低かった原因としては、ステップワイズ変数選択法によって視線の特徴量が省かれたことにある。先行研究では走行コースを直線道路に限定している。しかし、視線は走行コースによって反応が異なるため、本研究のように複数の走行コースで実験を行った場合には、視線を特徴量とすることが不適切となってしまふと考えられる。

よって、ドライバ精神負荷状態推定において、視覚情報は心電図データと比較して走行コースの影響を受けるため、心電図データから得られる特徴量を用いて推定を行った場合の方が高精度となり、有効性の高さを示すことができた。

## 7. おわりに

本研究では、ドライバ精神負荷状態の定量化に着目してドライビングシミュレータを用いた実験を行い、運転のみの走行と、副次タスクとして音楽聴取タスク、会話タスク、暗算タスクを与えた走行を行うと同時に生体信号を計測し、副次タスクが生体信号に与える影響を調べた。また、ドライバ精神負荷状態の推定において、主観的評価値 (AWWL) を目的変数とし、ドライバの状態変化を内部からとらえることができる心電図データを使用し、得られた特徴量を説明変数とすることで、精神負荷状態の定量的な推定を行う推定モデルを構築した。本研究により得られた推定モデルの精度は相関係数 0.859、誤差標準偏差 10.2 であった。AWWL スコアの個人差が 10.5 であることから、誤差標準偏差 10.2 という結果は妥当な値を示しているといえる。また、各特徴量の AWWL スコア推定への貢献度を重回帰分析によって調べたところ、ステップワイズ変数選択法によって選択された特徴量は、いずれも単体で AWWL スコアとの相関係数が 0.6 以上であることから、推定への貢献度が高い特徴量が選択されたことが確認された。また、どの走行コースにおいても生体指標の変化は同様であることから、本研究の推定モデルは走行コースの影響を受けないことが確認された。カメラ情報を用いたドライバ精神負荷状態推定の先行研究との比較を行った結果、心電図を

用いて推定を行った場合の方が、推定精度が高くなり、有効性を示すことができた。

以上、実験結果と考察を踏まえた上で、推定モデルの妥当性を示し、高精度に推定可能な推定モデルを構築することができた。今後の課題としては、本研究から得られた推定モデルをリアルタイム推定システムまで拡張し、より実用的なシステムへの発展が必要であると考えている。

## 参考文献

- 1) 警察庁交通局「平成 21 年中の交通事故の発生状況」  
<http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/List.do?lid=000001062201>
- 2) 丸山康則: ヒヤリハット体験—その原因と対策, 安全運転の人間科学第 1 巻「事故はなぜ起きるのか」, 日本交通心理学会, 企業開発センター, pp.222-248 (1982).
- 3) Masahiro MIYAJI, Mikio DANN, Koji OGURI: Analysis of Driver Behaviors Based on Traffic Incidents, 15<sup>th</sup> World Congress of ITS, paper.10035, 2008
- 4) Kutula, M.: Methods for Machine Vision Based Driver Monitoring Applications, VTT Publications (2006)
- 5) 川喜田英士, 小栗宏次: ドライバの視線情報を用いた主観的メンタルワークロード値 (NASA-TLX スコア) の自動推定, 電気関係学会東海支部連合大会, O-373, 愛知工業大学 (2009)
- 6) 富士通株式会社
- 7) 芋坂良二, 中溝幸夫, 古賀一男: 眼球運動の実験心理学, 名古屋大学出版会 (1993)
- 8) 森田和元, 小幡和紀, 関根道昭, 岡田竹雄, 益子仁一: 瞳孔径変化測定による心理的負荷推定の可能性, 自動車技術会学術講演会前刷集, No.11, pp.5-10 (2005)
- 9) 田場信裕, 高良富夫, 星野聖: ストレス負荷時の心拍数と瞳孔反応, 電子情報通信学会技術研究報告, 画像工学, pp.75-79 (1996)
- 10) 高津浩彰, 宗像光男, 小関修, 横山清子, 渡辺興作, 高田和之: 心拍変動による精神的ストレスの評価についての検討, 電気関係学会論文誌, Vol.120-C, No.1, pp.104-110 (2000)
- 11) 村田厚生: 呼吸が心拍変動性指標に及ぼす影響の検討, 電子情報通信学会論文誌, A, Vol. J74-A No.9 pp.1447-1454 (1991)
- 12) 渥美文治: 心拍計測によるドライバの意識状態評価, 自動車技術会学術講演会前刷集, No.946, pp.133-136 (1994)
- 13) S.G.Hart and L.E.staveland: Development of NASA-TLX(Task Load Index): Results of empirical and theoretical research, human Mental Workload, pp.139-183 (1988)
- 14) 三宅晋司, 神代雅治: 主観的メンタルワークロードの評価法 -NASA-TLX と SWAT の紹介および簡便法の提案, 人間工学, 29, No16, p.399-408 (1993)