

## 大規模データベースオンラインモデリングによる疲労度の推定

八谷百合子<sup>\*, \*\*</sup>, 泉 博之<sup>\*\*\*</sup>, 小川雅俊<sup>\*</sup>, 川成 翔<sup>\*</sup>, 森 晃爾<sup>\*\*</sup>, 大貝晴俊<sup>\*</sup>

Measurement of Degree of Fatigue by Large-scale database-based Online Modeling

Yuriko HACHIYA<sup>\*, \*\*</sup>, Hiroyuki IZUMI<sup>\*\*\*</sup>, Masatoshi OGAWA<sup>\*</sup>, Sho KAWANARI<sup>\*</sup>, Koji MORI<sup>\*\*</sup>  
and Harutoshi OGAI<sup>\*</sup>

\* Graduate School of Information, Production and Systems, Waseda University, Japan.

\*\* Occupational Health Training Center, University of Occupational and Environmental Health, Japan.

\*\*\* Department of Ergonomics, University of Occupational and Environmental Health, Japan.

Abstract: In order to prevent the absence from work and death from overwork that accompanies mental fatigue, it is important to quantify and prevent mental fatigue. As the material causes of fatigue are unknown, the mechanism of fatigue is poorly understood, and there are ramifications of the biological systems in organisms, a mathematical model of the phenomenon of fatigue has not been formulated. For that reason, "degree of fatigue" is currently measured by subjective, self-reported symptoms of fatigue. However, as feelings of fatigue depend on the individual's judgment, they cannot be understood by a third party. An objective index of fatigue that can be understood by a third party is required. In this study, we used "Large-scale database-based Online Modeling (LOM)", one of the local modeling methods based on databases, to reproduce the characteristics of fatigue based on information derived from observation of biomedical signs. The subjects in our study were 10 male university students. They performed a mental arithmetic task for 30 minutes, after which they were given a 30-minute rest period. We measured several biomedical signs and their feelings of fatigue. In addition to the anticipated results we propose a method for determining the reliability of estimating "degree of fatigue" by distance of neighboring data. As a result, we suggest that it is possible to estimate "degree of fatigue" from biomedical signs using the LOM method.

Keyword: Large-scale database-based Online Modeling, Just-In-Time modeling, dynamic modeling, fatigue, biomedical signs.

### 1. 緒言

職場では、高度情報化社会、経済不況などのストレス因子により、うつ病、不安障害、心身症などのストレス関連疾患が急増している<sup>1)</sup>。ストレス関連疾患は長期にわたる休職や過労死などとの関連性が報告されている<sup>2)</sup>。

ストレス関連疾患では、精神的疲労を伴っていることが多

い。精神的疲労が蓄積し回復が遅延化すると、一定の期間を経てストレス関連疾患が顕在化し、いったん顕在化すると労働の意欲が減退する上に、回復に時間を要する<sup>3)</sup>。2004年の文部科学省研究班の調査では、疲労が半年以上続いている勤労者は約3千万人に上り、うち240万人は休・退職に追い込まれている<sup>1)</sup>。

また、精神的疲労を伴ったオペレータや自動車運転手の集中力の低下や眠気による誤操作・誤判断により作業ミスや交通事故などが引き起こされている<sup>4)</sup>。医療の分野では、顕著な精神的疲労を伴った外科医が、医療事故を起す可能性が高いことが示唆されている<sup>5)</sup>。小児科医・産婦人科医・救急医療に携わる医師の精神的疲労を伴った過労も指摘されている<sup>6), 7)</sup>。

また、コンピュータ機器を使用している労働者の34.6%が精神的疲労やストレスを感じ、精神的疲労を自覚している労働者は、以前に比べ作業能力が低下し十分に活動できていないと感じている<sup>8)</sup>。

以上より、過労死の予防、健康管理や労務管理、作業場の

\* 早稲田大学大学院 情報生産システム研究科  
北九州市若松区ひびきの2-7  
\*\* 産業医科大学 産業医実務研修センター  
北九州市八幡西区医生ヶ丘1-1  
\*\*\* 産業医科大学 産業生態科学研究所 人間工学研究室  
北九州市八幡西区医生ヶ丘1-1  
\* Graduate School of Information, Production and Systems,  
Waseda University  
2-7 Hibikino, Wakamatsu-ku, Kitakyusyu, 808-0135, Japan  
\*\* Occupational Health Training Center, University of  
Occupational and Environmental Health, Japan.  
1-1 Iseigaoka, Yahatanishi-ku, Kitakyushu, 807-8555, Japan.  
\*\*\* Department of Ergonomics, University of Occupational  
and Environmental Health, Japan.  
1-1 Iseigaoka, Yahatanishi-ku, Kitakyushu 807-8555, Japan.

(Received October 4, 2010)

安全や事故防止、作業の効率化の観点からも精神的疲労を予防することは重要である。

そのためには、精神的疲労の状態を評価しモニターすることが必要である。しかし、精神的疲労の評価方法は、確立されていない。現在のところ、精神的疲労の評価法として、心電図のR-R間隔の変化(R-R interval: RRI)を表す心拍変動(Hart Rate Variability: HRV)<sup>9)</sup>、血液、尿、唾液中のコルチゾールの量やヒトヘルペスウイルス 6 (HHV-6) の再活性化<sup>10), 11)</sup>、疲労感などが検討されている。

HRVは、緊張状態と関連する交感神経とリラックス状態と関連する副交感神経の活動の指標とされているが、疲労状態のときのHRVに共通点は見られず、疲労の測定に到っていない<sup>12), 13)</sup>。また、生体信号単独では疲労を評価できない。よって、いくつかの生体信号を総合的に評価する手法がとられている。しかし、評価に採用する生体信号の種類やその処理方法などは一般化されておらず、意見の一致もみえていない<sup>14)</sup>。

コルチゾールやHHV-6は、採血や採尿などの特殊操作と解析時間を必要とする。その上コルチゾールは、日内変動があり、測定時間帯によって値が変動するため、疲労の評価法として確立されていない<sup>15)</sup>。

疲労感とは、人が脳で総合的に判断した「疲労度」であり、過去の経験から、「疲労度」を決定したものである。よって、自己申告による疲労感を「疲労度」とする方法が、一般的な精神的疲労の評価方法となっている<sup>16)</sup>。しかし、疲労感とは、被験者の判断によるところが多く、第三者には理解できない<sup>17)</sup>。

以上のように疲労を測定する方法が確立されていない。その原因は、精神的疲労の原因物質が不明であり、精神的疲労のメカニズムもほとんど解明されていない。免疫系、交感神経副交感神経系、循環器系など複雑な系が関わっているため、非線形であり、精神的疲労の現象を数式モデルで構築することが難しい。そこで、過去の「生体信号」に基づいた統計モデルによる「疲労度」の推定を検討した。

システム全体が大規模・非線形であったとしても、一定範囲内であれば線形モデルによる近似が有効である場合が多い。つまり、システムの運転領域をいくつかの小領域に分割してそれぞれで局所的にモデル構築を行ない、モデルを組み合わせることにより対象システムを近似的に表現できる。

このような考え方から、近年 JIT モデリング(Just-In-Time modeling: JIT modeling)<sup>18), 19)</sup>と呼ばれる局所モデル構築手法が注目されている。JIT モデリングは従来のモデル構築法とは異なり、推定が要求されたときのみ要求点近傍のサンプルをデータベースから選択し、それらを用いて局所モデルを構築し、作成したモデルを用いて出力を推定する。このため、モデルの更新は自然に行われ、またデータが十分に保有されていれば非線形システムに対しても高い推定精度が得られる。近年の飛躍的な計算機性能の向上と大量データを容易に取り扱えるデータベースシステム技術の発展に伴って、JIT モデリングは、データベースに基づく局所的なモデリング手法として

発展している。

生体信号を測定する場合、いくつかのセンサの装着だけでも被験者には負担となり、測定項目は限られる。よって、生体信号項目は少なくなり、少ない情報から「疲労度」を表すことになる。

そこで、限られた生体信号の情報から過去データを含む多くの変数を作成して、データベースを作成すること、および疲労に関する生体信号は、交感神経および副交感神経に影響を受けるため非線形かつ短時間に生体信号が変化するので、局所的にモデル構築を行う JIT モデリングを行うことは有効であると考えた。

よって、本研究では、JIT モデリングの手法の一つである大規模データベースオンラインモデリング(Large-scale database-based Online Modeling: LOM)<sup>20)</sup>を応用し、「生体信号」から「疲労度」を推定することを目的として検討を行った。

JIT モデリングを適用するにあたり、段階的に変数を絞り込むステップワイズ法を使い、入力変数を減らし JIT モデリング手法の推定精度の向上と計算回数の低減を行う「LOM」を使用した。

本論文の構成を述べる。

第2章では、実験方法について説明する。

第3章では、本研究で用いた「LOM」について説明する。

第4章では、実験結果を用いた「疲労度」の推定方法について説明し、測定した「生体信号」より「LOM」によって「疲労度」を推定した結果を述べる。

最後に第5章で結論を述べる。

## 2. 実験方法

LOMを応用し「生体信号」から「疲労度」を推定するため、被験者に一定の課題負荷による疲労の発現実験を実施した。その間「生体信号」を測定し、「疲労度」を推定した。

生体は個人差があり、また生体信号は測定環境に影響を受けやすいことから、生体信号を計測する場合は、可能な限り条件をそろえ、測定することが重要である。そこで、被験者の条件と測定環境を整え、実験を行った。

### 2.1 対象

平均年齢 21.8±2.2 歳(18~26 歳)、コンピュータ使用経験が平均年齢 4.2±2.5 年の男子大学生 10 名(A~J)を被験者とした。

実験に際して被験者の状態を統一するため、前日からアルコールおよびコーヒーは摂取せず、十分な睡眠時間をとるよう指示した。なお、被験者には、informed consent を行い、同意書を得た上で実験を実施した。本研究の実施については、産業医科大学倫理委員会の承認を得た。

実験当日に被験者の視力および血圧の測定と問診により、体調に問題がないことを確認した後、各種測定装置を装着後約 1 時間程度実験室の中で環境に慣れてもらい、無負荷時の生体情報の値を得るために 10 分間のデータ収集を行った後、

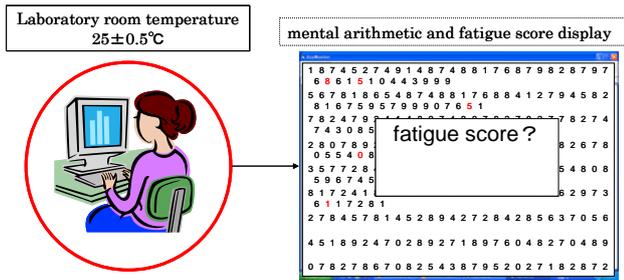


Fig.1. Outline of measurement for workload of mental arithmetic operation

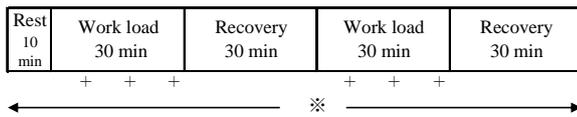


Fig.2. Experimental procedure of fatigue during mental arithmetic operation

+: feelings of fatigue score (10-point rating scale),  
 ※: surface skin temperature (forehead and tip of nose), pulse rate, skin blood flow and respiratory rate.

課題作業を開始した。

## 2.2 課題作業

課題作業は、被験者にある一定の精神的負荷をかけ続けることを目的として、後述の暗算課題を30分間(疲労過程)行い、その後、30分間のアニメーション(ドラえもん)を視聴させた(回復期)。回復期のアニメーション視聴は、被験者の拘束感を和らげ、一定の安静を保たせることを目的としており、情動反応の起こりにくい内容のアニメーションを選択した。

課題はコンピュータのディスプレイ上に1列に表示された30個を1行とする数字列において、1番目の数字と2番目の数字を足し、答えの下1桁の数字と3番目の数字を足し、その答えの下1桁を答えとしてテン・キーから入力する。

次問題は同様の手順で2番目の数字から始める。被験者が計算し終えた数字の数が視覚的に確認できるように、1分間ごとに強制的につぎの行へ移動し、できるだけ多くの計算をすること、30分間(30列)連続して計算を行うことを指示した。

課題の難易度を上げるために3つの数字を単純に足すのではなく下1桁を使用し、被験者が正確に回答できる努力をするために、正解・不正解のフィードバックを行い、10分ごとの自覚的疲労感を10段階でテン・キーから入力した(Fig.1)。

1日に1セッション(30分間の課題作業と30分間の回復期)を2回繰り返す(Fig.2)、同様の実験を1人の被験者につき2日間行った。1日目の1セッションごとの実験を実験1, 2, 2日目の1セッションごとの実験を実験3, 4とした。

## 2.3 評価指標と生体信号の計測方法

評価指標として下記の項目を選択し測定した。

### ・主観的指標

「疲労度」は、パソコン作業中の疲労感を10分ごとに0~9の数字をキー・ボードから入力した。これは、0を疲労感無し、9を作業が続けられないほどの疲労感としたものである。パソコン作業中に一瞬で判断できるように10段階に区分し、言葉は付帯しなかった。

### ・生理・心理的指標(生体信号)

生体信号を測定する場合、測定用のセンサをいくつも人体に貼付することは、被験者には負担であり、疲労の原因となってしまう。そこで、測定項目数が適正か予備実験を6回行った。被験者に痛みや違和感がなく測定項目が多すぎて実験自体で疲労しないか検討し、生理心理的指標として前額部および鼻尖部の表面皮膚温度、脈拍数、手掌部皮膚血流量、呼吸数の5項目を測定した<sup>21), 22)</sup>。

前額部の表面皮膚温度は、恒常性の異常としての体内温度の変化を反映する。中枢の活動の指標として測定した<sup>14)</sup>。

鼻尖部の表面皮膚温度は、交感神経性血管収縮を反映する。情動ストレスによる心理状態に影響を受け、不快状態では、交感神経の作用により血流量が減少し、温度が低下する<sup>23), 24)</sup>。

前額部および鼻尖部の表面皮膚温度は、接触式の熱電対を使用した皮膚温度計(温度ロガーLT-8シリーズ, グラム株式会社)を使用し、2秒ごとに測定した皮膚温度の10秒ごとの平均値を求めた。

脈拍数は、交感神経および副交感神経の活動を反映する<sup>25)</sup>。情動反応や緊張感などに起因する精神性ストレスの指標として脈波計(Model 8000JFW, Nonin Medical, Inc)を使用し、1拍ごとの脈波間隔の逆数の10秒間の平均値より求めた。

手掌部皮膚血流量は、交感神経性血管収縮を反映し、情動ストレスによる心理状態に影響を受ける<sup>26)</sup>。手掌部皮膚血流量は、レーザードップラー血流計(Laser Flowmeter LBF-III, Biomedical Science CO. LTD)を使用し、サンプリングレートを500 Hzとして10秒間の血流量の平均値を算出し、それを10秒ごとの血流量とした。

呼吸数は、心理的状态を反映する<sup>27)</sup>。呼吸数は、Poly Mate AP1000を使用し、10秒ごとの全呼吸数を算出した。

## 2.4 実験環境

生体信号は体調の影響を受けやすく、被験者へ事前に正しい指示を行うことが必要である。また生体信号は環境の影響を受けやすく疑似的な信号の混入を防ぐために実験環境を整備する必要がある<sup>11)</sup>。本実験は、室温および室内照度が制御でき、騒音などが遮断できる個別の実験室を使用し、一定の実験環境を保持した条件下で行った。室温は25±0.5°Cであった。

## 3. LOM

近年 JIT モデリングとよばれる局所モデル構築手法が注目されている。「LOM」は、JIT モデリングの手法の一つである。

### 3.1 JIT モデリング

対象とするシステムは非線形かつ動的なシステムであり、  
 $y(t + \rho) = f\{y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y),$

$$u(t-d), u(t-d-1), \dots, u(t-d-n_u)\} \dots \dots \dots (1)$$

で表される回帰モデル式と与えられると仮定する。ここで、 $u(t)$  は時刻  $t$  におけるシステムの制御入力ベクトル、 $y(t)$  は時刻  $t$  におけるシステムの観測出力ベクトル、 $n_u$  は、制御入力ベクトルの次数、 $n_y$  は、観測入力ベクトルの次数、 $\rho$  は推定時間、 $d$  はむだ時間、 $f$  は未知の非線形関数である。

このとき、システムの入力ベクトル  $x^k$  と出力ベクトル  $y^k$  を  
 $y^k = y(k + \rho) \dots \dots \dots (2)$

$$x^k = \{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n_y),$$

$$u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d-n_u)\} \dots \dots \dots (3)$$

のように再定義すると、時間推移に伴い入力ベクトル  $x^k$  と出力ベクトル  $y^k$  のデータセット  $(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots$  のように対象システムから大量に取得され、データ集合  $\{(x^k, y^k)\}, (k=1, 2, \dots)$  としてデータベースに蓄積される。 $k$  は離散化時間である。このとき JIT モデリングは、予測や制御の要求のたびに蓄積されている  $\{(x^k, y^k)\}$  から非線形関数  $f^{ki}$  を求めることに相当する。たとえば、時刻  $t$  において、システムの予測が必要となったとき、現在のシステムの状態  $\{(x^{kq}, y^{kq})\}$  は要求点 (Query) とよばれ、この“要求点”に類似した近傍データセット  $\{(x^{ki}, y^{ki})\} (k_1 < k_\rho)$  を過去の観測データ集合から選び出す。複数の近傍データセットが得られたときは、これらのデータセットの出力を補間する局所モデルを構成し、その局所モデルを用いてシステムの出力  $y^k$  を予測する。その後、その局所モデルを廃棄し、次回の予測では新たなデータが更新された観測データ集合から近傍データセットを選び出し、予測を行なう (Fig.3)。

### 3.2 LOM

JIT モデリングは、データベースから類似データを検索するためにすべてのデータに対して距離を測り、順序付けプロセスを、予測を行う都度実行しなければならない。これはデータベースが大規模になった場合、計算負荷が増大してしまうという問題が生じる。

そこで、「LOM」では、JIT モデリングを大規模なデータベ

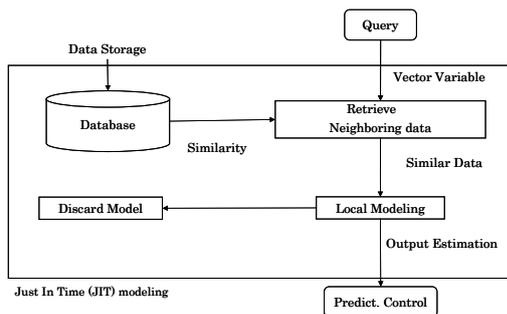


Fig.3. Schematic diagram of Just-In-Time modeling

ースに適用する場合、ステップワイズ法による相空間の低次元化と、低次元化した相空間の量子化による近傍検索の効率化を行い、計算負荷の大幅な低減を図っている (Fig.4)。

ステップワイズ法は、回帰モデルにおいて、できるだけ入力変数を少なくし、かつ観測値と予測値の差の平方和が実用に耐えうるほど小さいものとするために、ある検定基準に基づいて説明変数も追加と除去を繰り返しながら、回帰モデルの説明変数の組み合わせを選択する方法である。

要求点データに類似した近傍データセットを検索するために、要求点ベクトルとデータセット間の距離を定義し、その距離が最小となる近傍データセットを順に採用している。本研究では、要求点データと過去の近傍データセットとのユークリッド距離を採用し、その距離を「データ距離」(Similarity) と定義している。

本研究における LOM による疲労感の推定の処理手順を Fig.5 に示す。観測データの更新の都度行なわれる処理を(a) から(c)に、疲労感の推定の要求の都度行なわれる処理を(1)から(7)に示す。

- (a) あらかじめ大規模なデータベースに被験者から得られる被験者ごとの観測データ (疲労感と生体データ) を蓄積する。
- (b) 変数ごとに時間を遅らせた変数を生成し、ステップワイズ法によって推定対象に対して寄与率の高い変数群に絞り込む。
- (c) 絞り込まれた変数をデータベースに格納する。
- (1) 要求点データと設定情報を取得する。
- (2) データベースより観測データを取得する。
- (3) 観測データの正規化と量子化を行なう。
- (4) 要求点データの正規化と量子化を行なう。
- (5) 量子単位での要求点の近傍データを検索し、あらかじめ設定した数だけ近傍データを取得する。
- (6) 得られた複数の近傍データから局所モデルを構成し、疲労感の推定値を生成する。
- (7) 推定の都度、構成した局所モデルは廃棄する。

### 3.3 LOM の局所モデル

本研究では推定値を出力する局所モデリングの方法として

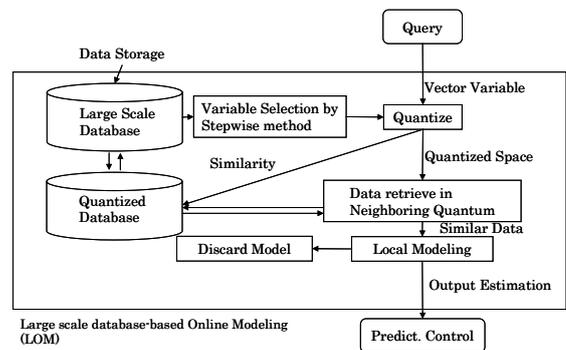


Fig.4. Schematic diagram of LOM

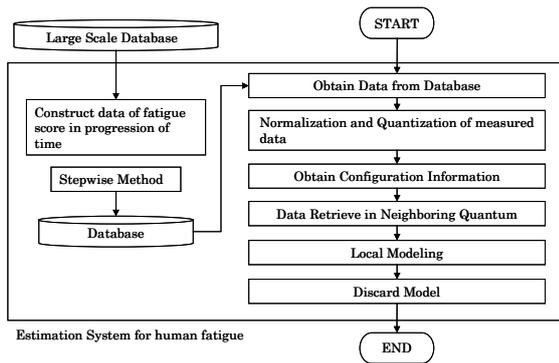


Fig.5. Process flow of LOM system for human fatigue

局所重回帰モデルを用い、さらに過去の推定値の影響を考慮させて推定値を生成する方法とした。

まず、要求点ベクトル  $x_i^{k_q}$  から、

$$\hat{y}^{k_q} = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i x_i^{k_q} \dots \dots \dots (4)$$

の局所回帰モデルに基づいて推定値  $\hat{y}^{k_q}$  を得る。ここで、回帰母数  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$  は、最小2乗法により、要求点と類似した複数の近傍データから推定する。 $m$  は入力変数の数 ( $n_y + n_u$ ) である。さらに過去の  $r$  ステップ前の  $\hat{y}^{k_q}$  を  $\hat{y}_r^{k_q}$  とし、 $R$  個で平均化することにより最終的な推定値

$$\hat{y}_*^{k_q} = \frac{1}{R} \sum_{r=0}^R \hat{y}_r^{k_q} \dots \dots \dots (5)$$

を導出する。ここで、 $\hat{y}_r^{k_q}$  は、 $r$  ステップ前の (4) 式による推定値である。 $R$  は過去にさかのぼって考慮する推定値の数である。

#### 4. 「疲労度」の推定と結果

対象データベースを「生体信号」および「疲労度」とし、サンプリング間隔 10 秒、被験者 10 人の各 4 実験の無負荷の 10 分間のデータと課題作業中 30 分間のデータ 40 分間と 40 実験でのロスタイムを合せて合計 98530 秒分のデータで、データ点数は 9853 点であった。例として、被験者 E の実験 4 の 30 分間の課題作業中の生体データを示す (Fig.6)。

1 実験において、3 回測定した疲労感を 10 秒間隔の時系列データとするために線形補間し (Fig.7 の I)、安静時は疲労感を 0 として移動平均を行った。移動平均の窓幅を 10 点とした。10 秒間隔の疲労感の時系列データを作成した (Fig.7 の II)。本論文ではこの疲労感を「疲労度 (Actual feelings of fatigue)」とし、推定対象は現在の「疲労度」として作成した。

##### 4.1 重回帰分析による「疲労度」の推定

まず LOM による推定結果と比較するために、重回帰分析による大域的なモデルを構築し、「疲労度」の推定を行なった。対象データベースをすべて使用して、重回帰分析を行った。

得られた偏回帰係数より重回帰式を求め、「疲労度」を推定した。

求めた重回帰式は、

$$y = -34.62540 + 0.51697x_1 + 0.52180x_2 + 0.00157x_3 - 0.00032x_4 + 0.19217x_5 \dots \dots \dots (6)$$

となった。ここで、 $x_1$  は前額部の表面皮膚温度、 $x_2$  は鼻部の表面皮膚温度、 $x_3$  は脈拍数、 $x_4$  は手掌部皮膚血流量、 $x_5$  は呼吸数である。

その結果、重回帰分析による「疲労度」の実測値と推定値の相関係数は、0.2850 であった (Fig.8)。例として被験者 E の「疲労度」の実測値と推定値の結果を Fig.9 に示す。実測値と推定値の相関係数は、0.1018 であった。相関係数は低く、重回帰分析による「疲労度」の推定は困難であった。

重回帰分析は、あるモデル構造を仮定し、データ集合から推定された一つの近似関数により再現する。複数の説明変数同士は、無相関という仮定である。生体信号のように説明変数同士が関連性の高い場合、推定精度が低くなる。また重回帰分析による大域的なモデルでは疲労度の非線形現象を再現することが難しいため、推定精度は低下する。

よって、疲労のように漸次蓄積され、また刻々と変化する生体信号は、過去のデータとの関連が高いため、重回帰分析では「疲労度」の推定が困難である。

##### 4.2 LOM による「疲労感」の推定

疲労は、漸次蓄積されると考えられている<sup>28)</sup>。よって、疲労の推定にあたっては生体信号の秒単位の細かい変動ではなく、分単位の変動をとらえることが重要である。まず、測定値の雑音を除去するために、「生体信号」の平滑化処理を行った。採用する移動平均数は、最も原波形の傾向を示し、滑らかさを持ちつつかつノイズの少ない波形を示す移動平均個数を選定した。例として、被験者 C の実験 4 の 30 分間の生体データを示す (Fig.10)。

つぎに、データの入力変数は、600 秒まで遅れさせた変数を含む 306 変数の中からステップワイズ法を用いて疲労感に対する寄与率 (F 値) が 10 以上の 16 変数を選択した。サンプリング間隔は 10 秒であった。変数を Table 1 に示す。

その結果、600 秒前・10 秒前・現在の前額部表面皮膚温度の 3 変数、250 秒前・10 秒前・現在の鼻尖部表面皮膚温度の 3 変数、510 秒前・270 秒前・10 秒前の脈拍数の 3 変数、360 秒前・40 秒前の手掌部皮膚温度の 2 変数、600 秒前・460 秒前・250 秒前・10 秒前・現在の呼吸数の 5 変数の合計 16 変数を選出した。

特に、600 秒前の呼吸数が最も寄与率が高く、呼吸数については、あわせて 5 変数を選出した。

疲労は、交感神経と副交感神経の 2 つの神経からなる自律神経系に関連性がある。自律神経活動の指標として、HRV を使用するが、心電図の RR 間隔時系列からの周波数解析を行

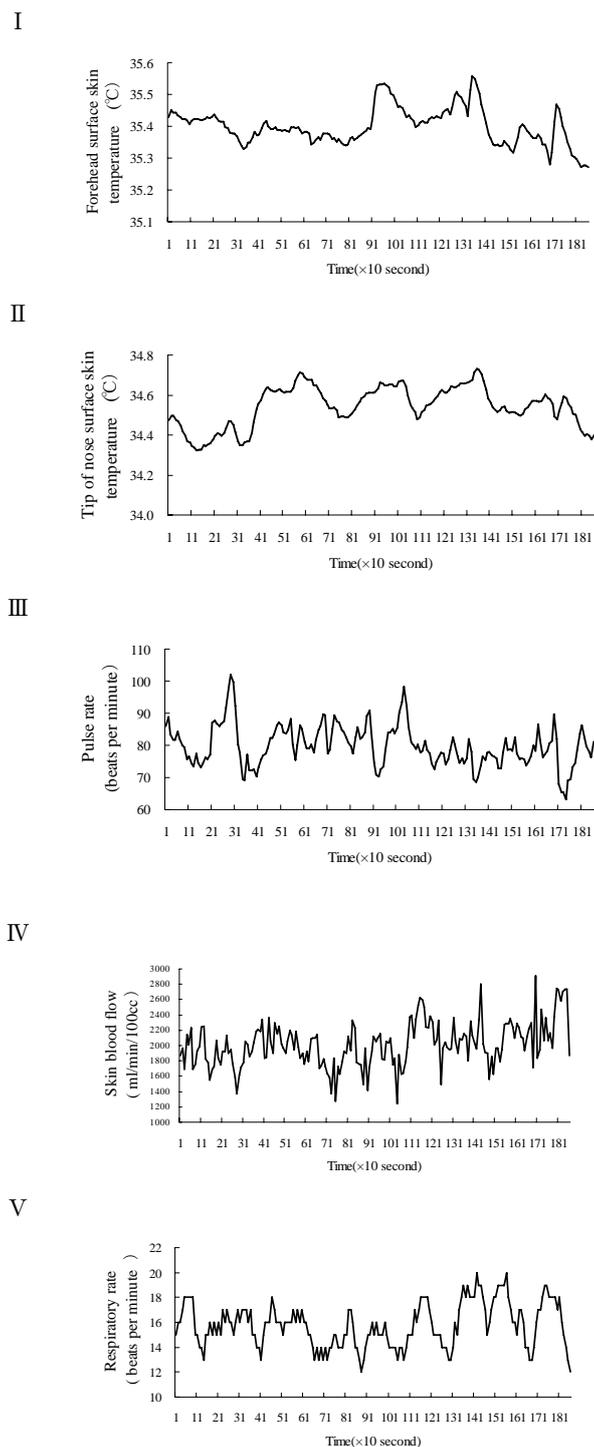


Fig. 6. Physiological measures for fourth experiment in case of subject E. I : Forehead surface skin temperature, II : Tip of nose surface skin temperature III: Pulse rate, IV: Skin blood flow, V: Respiratory rate.

い算出するものである。その中で、リラックス状態を示す 0.15 ~ 0.45Hz の高周波域は、呼吸性洞性不整脈（呼吸によって脈が乱れる）によるもので、心臓に対する副交感神経活動を反映するといわれている<sup>9), 29)</sup>。自律神経の活動と呼吸とは関係

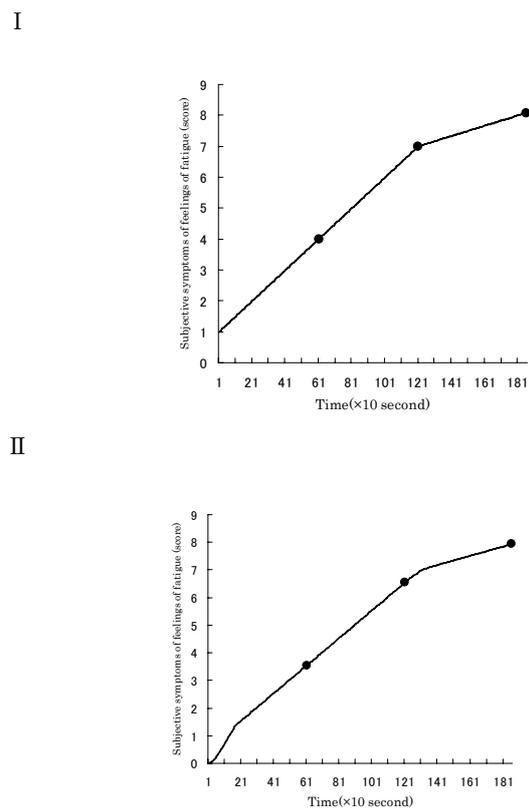


Fig. 7. Actual feelings of fatigue score for fourth experiment in case of subject E. ● : measured feelings of fatigue score. I : Actual feelings of fatigue score line was found by linear interpolation from 3 point during Computer operation. II : Actual feelings of fatigue score line was found by linear interpolation from 3 point during Computer operation after calculation of moving average.

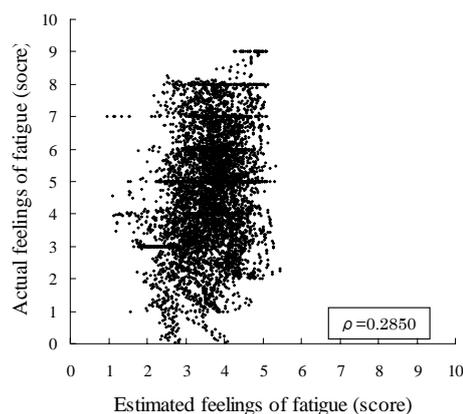


Fig. 8. Scatter diagram of actual and estimated feelings of fatigue by Multiple Regression Analysis

が深く、疲労にも関連があると推定される。交感神経と副交感神経は拮抗的に働くため、HRV 単独では疲労状態を捉えることが現在のところは難しい。

また、600 秒前の呼吸数が最も寄与率が高かったが、疲労

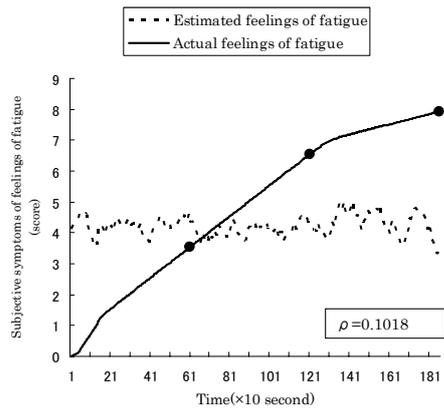


Fig. 9. Actual and estimated feelings of fatigue score for fourth experiment in case of subject E by Multiple Regression Analysis.

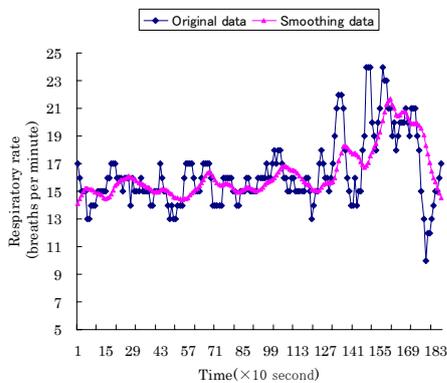


Fig. 10. Original and smoothing respiratory rate in case of subject C

による生体信号が変化する時間については、現在のところ、はっきりした知見はない。疲労は、漸次蓄積されるとの考えから直前の生体信号の変化より、10分前からの変化を考慮する必要があると考える。よって、疲労感に対する寄与率の高い変数として、呼吸数の5変数を選出したことは、妥当といえる。

つぎに、この16変数を使用し、生体疲労プロセスの「生体信号」および「疲労感」のデータを用いて、LOMによる「疲労度」の推定を行った。

局所重回帰モデルを用い、時間経過を辿るように要求点を選択しながら7453回の「疲労度」の推定を行なった。また、推定する「疲労度」の時間が含まれる実験中の「生体信号」は使用せず、常に他の被験者の「生体信号」が含まれた近傍データセットから「疲労度」を推定した。

局所モデルの構成に利用する近傍データセットは、一定の個数だけ取得されるようにし、100個取得したときに最も高い予測精度が得られた。

このときの全7453回の「疲労度」の実測値と推定値の散布図をFig.11に示す。

Table 1. Selected variables for physiological measures by stepwise method for fatigue score interpolated by linear in every experiment

No.	Content	Delay	F value
1	respiratory rate	before 600 second	1243
2	skin blood flow	before 360 second	265
3	pulse rate	before 10 second	182
4	temperature (forehead)	before 600 second	179
5	pulse rate	before 510 second	136
6	temperature (forehead)	present	108
7	temperature (tip of nose)	present	74
8	temperature (forehead)	before 10 second	65
9	respiratory rate	present	63
10	respiratory rate	before 10 second	63
11	respiratory rate	before 460 second	56
12	skin blood flow	before 40 second	33
13	pulse rate	before 270 second	33
14	temperature (tip of nose)	before 10 second	29
15	respiratory rate	before 250 second	13
16	temperature (tip of nose)	before 250 second	10

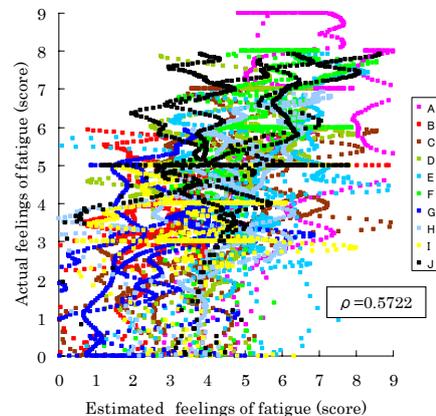


Fig. 11. Scatter diagram of actual and estimated feelings of fatigue by LOM. A: subject A, B: subject B, C: subject C, D: subject D, E: subject E, F: subject F, G: subject G, H: subject H, I: subject I, J: subject J

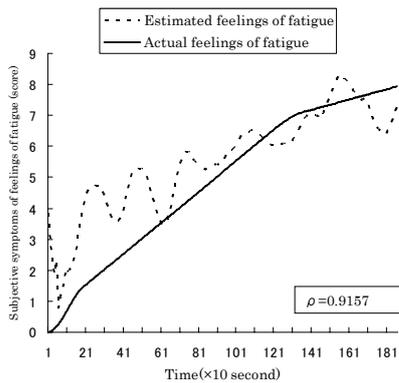
全40実験の「疲労度」の実測値と推定値の相関係数を示すと、重回帰分析に基づく結果はFig.8に示すように相関係数が0.2850であり、LOMに基づく結果はFig.11に示すように相関係数が0.5722であった。

また、被験者別の「疲労度」の実測値と推定値を比較すると、Fig.9の重回帰分析の結果(被験者E)の相関係数は0.1018であり、Fig.12のLOMの結果(被験者E)の相関係数は、0.9157であった。

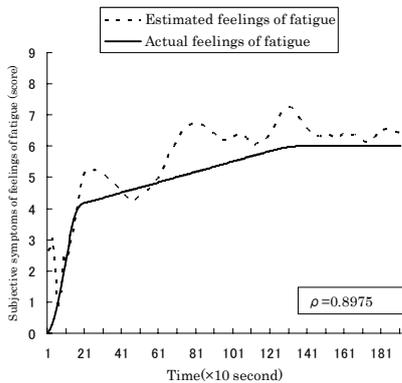
Fig.11に示すように、重回帰分析結果に比べ実測値と推定値の相関係数が高く、「疲労度」の推定の可能が示唆された。また、被験者別にみると、より推定精度が高いように見受けられる。疲労感の実測値が一定だった被験者については、疲労感を感じ難いため、「疲労度」の推定精度が低下したと考えられる。よって、被験者ごとに推定精度の違いが見られた。

「疲労度」は、交感神経および副交感神経に影響を受けながら、概念的には、単調に増大するといわれているので、3点取った疲労感を線形補間して「疲労度」とした。しかし、Fig.6にも見られるように、生体信号は細かく変動することより、

E



D



F

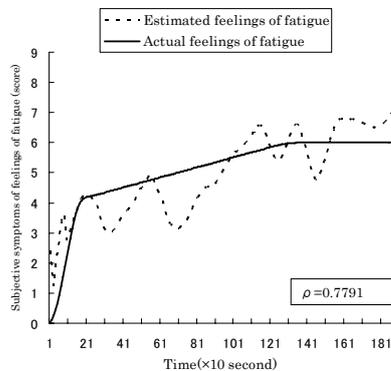


Fig. 12. Actual and estimated feelings of fatigue score by LOM. E: fourth experiment in case of subject E, D: first experiment in case of subject D, F: third experiment in case of subject F.

疲労感も漸次蓄積していくが、もっと細かく変動しながら増加していくと考えられる。よって、被験者から多くの疲労感を得て、データベースを作ることができれば、より推定精度が上昇すると考える。

つぎに被験者 D の実験 3 の「疲労度」の実測値と推定値の結果を Fig.13 に、「疲労度」の推定値と実測値の差の 2 乗と「データ距離」(Similarity) を Fig.14 に示す。

Fig.13 が示すように、暗算課題開始直後の横軸の値が 1 付近の時、推定値は、実測値に追従できていない。しかし、横軸の値が 10 付近になると、推定値が実測値に近づく。1 付近

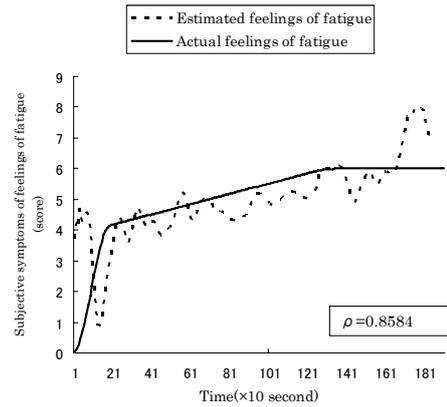


Fig. 13. Actual and estimated feelings of fatigue score for third experiment in case of subject D by LOM.

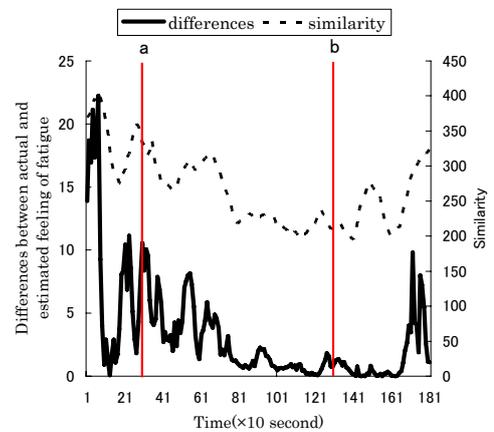


Fig. 14. Differences between actual and estimated feelings of fatigue score and similarity for third experiment in case of subject D by LOM. a: 30 points of a horizontal axis, b: 130 points of a horizontal axis.

が追従できないのは、モデル構築に用いている要求点に類似した実質的なサンプル数が非常に少なく、推定値は大きく変動したと考えられる。サンプル数を増やすと推定値の向上が見込まれる。

本論文では、要求点データと過去の近傍データセットとのユークリッド距離を「データ距離」(Similarity) と定義している。ここでは、「データ距離」(Similarity) と LOM による「疲労度」の「推定誤差」との関係を図.14 に示す。

たとえば、横軸の値が 30 付近の a 点では、「データ距離」(Similarity) が大きくなっており、「推定誤差」も大きくなっている傾向が確認される。一方、横軸の値が 130 付近の b 点では、「データ距離」(Similarity) が小さくなっており、「推定誤差」も小さい。

これは、「データ距離」(Similarity) が小さければ「推定誤差」も小さくなり、「疲労度」の推定がよいことを示している。つまり、要求点データに類似の過去の近傍データがあれば、「疲労度」の推定が可能である。よって、「データ距離」

(Similarity) の小さい推定値は、推定精度が高く、推定値の信頼度が高い。

以上の結果から、「LOM」を用いて「生体信号」より「疲労度」を推定する可能性を示した。その際に「疲労度」の信頼性を確認するために「データ距離」(Similarity) を提示することの有効性を示した。

将来は、パソコンや自動車に、あらかじめ多くの作業者の生体信号と疲労感のデータベースを入れた「LOM」システムを設置し、オペレータや運転手の作業中に「生体信号」を測定して「疲労度」を推定し休憩を勧めるなど、安全配慮などの実用の可能性があると考えられる。

また、医師の始業前と始業後に「生体信号」を測定し、作業別・環境別などの「疲労度」を推定することも可能と思われる。

そのためには、時系列データベースの蓄積や使用する生体信号の選定についてさらなる検討が必要である。

## 5. 結言

本研究では、過労死や交通事故などとの関連性が報告されている精神的疲労の予防として精神的疲労度を推定するために、自己申告による疲労感はいわず、局所モデル構築手法であるJITモデリング手法の一つの「LOM」を応用し、観測した「生体信号」から「疲労度」を推定し、客観的に疲労を評価することを提案した。

被験者 10 人の男子大学生に暗算作業課題を 30 分間行わせ、前額部および鼻尖部の皮膚温度、脈拍数、手掌部皮膚血流量、呼吸数の 5 項目を測定した。同時に 10 段階の「疲労感」を 3 回測定し、線形補間して時系列データベースを作成した。被験者 10 人の各 4 実験の合計 40 実験、総計 26 時間のデータを使用した。

「LOM」による「生体信号」からの「疲労度」の推定は、実測値と推定値の相関係数が高く、「疲労度」の推定の可能性を確認した。さらに予測結果を提示する際に、近傍データとの距離を同時に示すことにより、推定した「疲労度」の信頼性を把握できることを確認した。その結果、LOM により「生体信号」から「疲労度」を推定できる可能性を示した。

今後、時系列データベースの蓄積や使用する生体信号の選定についてさらなる検討が必要であり、データの蓄積により「疲労度」の推定精度の向上が期待できる。

最後に本研究を進めるにあたり、多大なるご支援を頂いた産業医科大学 産業生態科学研究所 人間工学研究室教授の神代雅晴先生に深く感謝する。

## 参考文献

- 1) 久保千春, 吉原一文: ストレス関連疾患と慢性疲労症候群. 医学の歩み, **Vol. 228**, No. 6, p. 687 (2009)
- 2) 田中喜秀, 脇田慎一: ストレスと疲労のバイオマーカー, 日本薬理学雑誌, **Vol. 137**, p. 185 (2011)
- 3) 小木和孝: 現代人と疲労, pp. 138-139, 紀伊國屋書店 (1994)
- 4) 林喜男: 人間信頼性工学, pp. 82-87, 海文堂出版 (1988)
- 5) 小柳泰久, 逢坂由昭, 青木達哉, 佐藤裕俊: 外科医の勤務状況と蓄積的疲労徴候, 日本臨床外科学会雑誌, **Vol. 63**, No. 6, pp. 1329-1334 (2002)
- 6) 小柳泰久: 小児外科医療の効率化に関する一考察, 小児外科, **Vol. 29**, pp. 9-12 (1997)
- 7) 長谷川朝穂: 救急医療に携わる医師のストレス, 医学のあゆみ, **Vol. 153**, pp. 247-250 (1990)
- 8) 厚生労働省大臣官房統計情報部賃金福祉統計課: 精神的な疲労やストレスの状況, pp. 17-18, 平成 20 年技術革新と労働に関する実態調査結果の概況, 統計調査結果 (2009)
- 9) 芳賀繁: メンタルワークロードの理論と測定, pp. 20-22, 日本出版サービス (2001)
- 10) 田中喜秀, 脇田慎一: ストレスと疲労のバイオマーカー, 日本薬理学雑誌, **Vol. 137**, pp. 186-188 (2011)
- 11) 近藤一博: 疲労のバイオマーカー, 唾液中ヒトヘルペスウイルス 6 (HHV-6), 医学のあゆみ, **Vol. 228**, No. 6, pp. 664-668 (2009)
- 12) 林博史: 心拍変動の臨床応用, pp. 15-16, 医学書院 (1999)
- 13) 芳賀繁: メンタルワークロードの理論と測定, p. 20, 日本出版サービス (2001)
- 14) 八谷百合子, 大貝晴俊, 岡崎浩子, 藤崎丈詞, 内田和彦, 織田進, 泉博之, 森晃爾: 軽い Time Pressure を与えた VDT 入力作業時の疲労の評価, 産業保健人間工学研究, **Vol. 9**, No. 1, pp. 7-13 (2007)
- 15) 田中喜秀, 脇田慎一: ストレスと疲労のバイオマーカー, 日本薬理学雑誌, **Vol. 137**, p. 187 (2011)
- 16) 福田早苗: 質問票法による疲労の評価, 医学のあゆみ, **Vol. 228**, No. 6, pp. 635-636 (2009)
- 17) 小木和孝: 現代人と疲労, p. 38, 紀伊國屋書店 (1994)
- 18) 鄭秋宝, 木村英紀: Just-In-Time モデリングによる圧延セットアップモデルの学習, 計測自動制御学会論文集, **Vol. 37**, No. 7, pp. 640-646 (2001)
- 19) 牛田俊, 木村英紀: Just-In-Time モデリング技術を用いた非線形システムの同定と制御, 計測と制御, **Vol. 44**, No. 2, pp. 102-106 (2005)
- 20) 伊藤雅浩, 松崎眞六, 大貝晴俊, 大館尚記, 内田健康, 齊藤信一, 佐々木望: 高炉操業における大規模データベースオンラインモデリング, ISIJ, 鉄と鋼, **Vol. 90**, No. 11, pp. 59-66 (2004)
- 21) 呉景龍, 塚本一義: 現代人間工学—知的システム設計の基礎と実践, p. 35, 森北出版 (2002)
- 22) 呉景龍, 塚本一義: 現代人間工学—知的システム設計の基礎と実践, p. 130, 森北出版 (2002)
- 23) 善住秀行, 野澤昭雄, 田中久弥, 井出英人: 鼻部皮膚温

度変化による快-不快状態の推定, 電気学会論文誌 C, Vol. 124, No. 1, pp. 213-214 (2004)

- 24) 内田和彦, 藤崎丈詞, 八谷百合子, 吉川里江, 織田進, 森晃爾, 大貝晴俊: 生体情報による Visual Display Terminals (VDT) 作業時の疲労評価 (第1報) - VDT 作業管理ソフトの使用経験 -, 産業医科大学雑誌 Vol. 26, No. 3, pp. 315-325 (2004)
- 25) 芳賀繁: メンタルワークロードの理論と測定, p. 19, 日本出版サービス (2001)
- 26) 山崎文夫: 暑熱ストレスと人の血圧調節, 産業医科大学雑誌 Vol. 32, No. 4, pp. 329-340 (2010)
- 27) 高井秀明: 呼吸法を併用した心拍バイオフィードバックの心理・生理的变化について, バイオフィードバック研究, Vol. 36, No. 1, pp. 6-75 (2009)
- 28) 井谷徹, 武山英麿: 産業疲労の概念と検査法, pp. 81-93, 産業医学レビュー11 (1998)
- 29) 林克樹, 小栗宏次: 生体情報解析による自動車運転時の精神負荷推定, 電子情報通信学会技術報告, pp. 13-18 (2003)

#### [著者紹介]

**八谷 百合子** (学生会員) 1982年3月産業医科大学医療技術短期大学看護学科卒業, 1983年3月産業医科大学医療技術短期大学専攻科地域看護学専攻修了。同年, 産業医科大学に就職, 現在に至る。2005年3月早稲田大学大学院情報生産システム研究科情報生産システム工学修士課程修了。修士(工学)。2005年4月より同博士後期課程在学中。産業保健・疲労の研究に従事。電気学会, 産業保健人間工学会の会員, 日本産業衛生学会代議員。



**泉 博之** 1989年3月室蘭工業大学金属工学科卒業。1991年3月同大学院工学研究科金属工学専攻修士課程修了。1994年3月同大学院工学研究科物質工学専攻博士後期課程修了, 博士(工学)。同年(株)日本製鋼所室蘭制作所入社, 材料開発および新製品開発に従事。1998年9月より産業医科大学産業生態科学研究所人間工学研究室助手, 2006年1月より同助教授(現準教授)。主にメンタルワークロード, ワークアビリティの研究に従事。日本人間工学会評議員, 産業保健人間工学会理事, 日本経営工学会会員, ヒューマンインターフェイス学会会員。



**小川 雅俊** (正会員) 2005年早稲田大学大学院情報生産システム研究科 情報生産システム工学専攻修士課程修了。2008年同博士後期過程修了。博士(工学)。2007年より早稲田大学情報生産システム研究センター助手, 研究助手となり, 現在に至る。工業炉, 自動車エンジンなどのプロセスのモデリング, シミュレーション・制御技術の研究に従事, 電気学会, システム制御情報学会などの会員。



**川 成 翔** 2005年呉工業高等専門学校電気工学科卒業。2007年同専攻科機械電気工学専攻修了。同年早稲田大学大学院情報生産システム研究科修士課程入学, 現在に至る。知的制御, 工業炉プロセスのモデリングとシミュレーション・制御技術の研究に従事。電気学会の会員。



**森 晃 爾** 1986年3月産業医科大学医学部卒業。1990年3月産業医科大学大学院医学研究科博士課程修了(環境中毒学専攻)。同年(財)西日本産業衛生会北九州診療所に入社。主に, 中小企業の産業保健サービスに従事。1992年6月エッソ石油㈱入社。2000年合併および組織改変により, エクソンモービル(㈱)医務産業衛生部統括部長として, 日本のエクソンモービルグループ全体の職場の衛生管理および従業員の健康管理業務を統括。2003年6月産業医科大学産業医実務研修センター所長。2005年3月より同大学副学長を兼務。博士(医学), 産業医養成および安全衛生プログラムに関する研究開発に従事。日本産業精神保健学会理事, 日本産業衛生学会代議員。



**大 貝 晴 俊** (正会員) 1974年3月早稲田大学理工学部電気工学科卒業。1976年東京工業大学大学院理工学研究科修士課程修了, 同年, 新日本製鐵(株)入社, 鉄鋼のプロセス制御の開発に従事。2003年4月より早稲田大学大学院情報生産システム研究科教授。プロセス制御, プロセスモデリング, シミュレーション技術等の研究に従事, 人工知能学会, 日本鉄鋼協会等の会員。工学博士。

