心拍の呼吸性変動を用いた機械操作時の 一過性ストレスのオンライン推定法* (仰臥位での暗算課題を用いた推定精度の検証)

松村 雄一^{*1}, 栗田 裕^{*1}, 西小路 拓也^{*2}

On-Line Estimation Method of Phasic Stress during Machine Operation by Using Respiratory Sinus Arrhythmia (Verification of Estimation Accuracy Using Mental Arithmetic in Supine Position)

Yuichi MATSUMURA^{*3}, Yutaka KURITA and Takuya NISHIKOJI

^{*3} Department of Mechanical Systems Engineering, University of Shiga Prefecture,
2500 Hassaka-cho, Hikone-shi, Shiga, 522-8533 Japan

This paper describes the on-line estimation method of Mental Work Load (MWL) during machine operation. The time-dependent changes of MWL may be estimated from the amplitude of Respiratory Sinus Arrhythmia (RSA), which is variation of heart rate mediated by parasympathetic nerves. However, the RSA amplitude is also accompanied with respiration, such as tidal volume and breathing frequency. Therefore, we used Kalman filter to eliminate respiration-correlated fluctuation, and to estimate the trend of RSA amplitude. Finally, we developed an on-line estimation method of the trend of RSA amplitude. This method was verified with mental arithmetic testing. The results showed the method could detect the change of mental states in real-time and track the trend smoothly.

Key Words: Human Interface, Spectrum Analysis, Filter, Respiratory Sinus Arrhythmia, Phasic Stress

1. 緒 言

マンーマシンシステムの設計においては、性能や安全性だけでなく、人と機械の親和性を考慮した扱いやすさ、疲れにくさの検討が不可欠となりつつある⁽¹⁾⁽²⁾。機械操作時の精神的な作業負荷（メンタルワークロード）⁽³⁾は、作業者の主観評価や行動計測などで評価されてきた⁽²⁾。しかし、作業中に疲労の状態を正確に主観評価するのは困難であり、行動計測は操作ミスと作業負荷の対応が明確な場合にしか利用できない。一方、生理計測は、作業効率と無関係に作業時の負担を連続的、定量的に監視できることから、実作業への適用も盛んである^{(4)~(6)}。

メンタルワークロードは自律神経系の反応として計測できる。生理計測による自律神経緊張の指標には、瞬時心拍の時間変動（心拍変動）が一般的に利用されてきた⁽⁷⁾⁽⁸⁾。短時間の心拍変動には、主に呼吸性洞性不整脈 RSA(Respiratory Sinus Arrhythmia)と、血圧

の Mayer 波に由来する不整脈 MWSA(Mayer Wave Sinus Arrhythmia)がある。RSA は副交感神経の指標とされ、MWSA は交感神経と副交感神経の両者の活動を反映するとされる⁽²⁾。しかし、MWSA は同様の実験課題において相反する報告がなされるなど、解釈が定まっていない⁽⁹⁾。RSA の定量化には呼吸周期や一回換気量の影響があるが、他の心拍変動性の指標に比べて、副交感神経活動だけを推定できる点で優れている⁽⁹⁾。

本研究の目的は、一過的な作業負荷によって生じる機械操作時のストレスをリアルタイムで評価するシステムを確立することにある。本論では、その第1段階として、副交感神経活動の指標である RSA の変化をオンライン推定する手法を開発する。従来、心拍変動の非定常性解析に利用されてきたフーリエ変換⁽⁶⁾やウェーブレット変換⁽¹⁰⁾、複素復調⁽¹¹⁾、バンドパスフィルタ⁽¹²⁾は、不等間隔でサンプリングされた心拍変動を補間したのち、等間隔にリサンプリングしたデータに適用される。しかし、補間は直近の波形を歪ませ、オンラインで現時点の状態を推定するのに適さない。また、従来の手法は、従前の数十秒のデータから心拍変動の呼吸周波数成分のパワーとして RSA 振幅を算出している。従って、状態の急激な変化も、状態変化前後の

* 原稿受付 2003年3月17日。

^{*1} 正員、滋賀県立大学工学部(☎522-8533 彦根市八坂町2500)。

^{*2} 正員、(株)本田技術研究所栃木研究所(☎639-1183 栃木県芳賀郡芳賀町下高根沢4630)。

E-mail: matsu@mech.usp.ac.jp

数十秒の平均として滑らかに出力され、機械操作と一過性ストレスの時間的な対応が捉えにくい。これらの課題を解決するため、補間や周波数解析を行わず、心拍変動時系列の呼吸波形に同期した変化量として直接 RSA を算出する手法について検討する。この際、呼吸の影響で RSA が大きく変動し、副交感神経活動の変化が捉えにくい。そこで、カルマンフィルタを用いて変動を除去し、そのトレンド変化を推定する手法について検討する。また、これらの計測をオンラインで実現する手法についても検討する。

2. 心拍の呼吸性洞性不整脈

本節では、副交感神経活動の観点から RSA を利用して一過性ストレスを計測する原理と、その計測をオンラインで実施する場合の課題について述べる。

2・1 心拍変動 心電波形を図 1 に示す。1 回の心拍動には、P、Q、R、S、T 波が表れる⁽¹³⁾。本論では、振幅の大きい R 波の間隔(RRI: R-R Interval)を心拍間隔と定義する。心拍は一定間隔で起こるのではなく、呼吸や血圧により変動することから、心拍間隔の時系列を心拍変動と呼ぶ。吸気時には心臓への副交感神経系の活動が遮断され、心拍間隔が短くなる。逆に、呼気の際には心拍間隔が長くなる⁽¹⁴⁾。心拍変動の中でも特にこの現象を呼吸性洞性不整脈(RSA)と呼ぶ。

2・2 副交感神経活動との関係 副交感神経の活性度に応じて RSA が変化することを確認する。自律神経活動に顕著な違いが現れる例として、仰臥位(Supine)と立位(Standing)の姿勢変化がある。立位では交感神経が亢進し、仰臥位では副交感神経の働きが活発になる。図 2 は、仰臥位と立位で計測された心拍変動と呼吸の波形である。呼吸波形のプラス側は呼気、マイナス側は吸気である。副交感神経が優位な仰臥位では、心拍変動に呼吸と同期した約 5 秒周期の波が確認できる。このような心拍変動の呼吸周波数成分が RSA である。一方、立位において呼吸と同期した波は

Fig. 1 ECG parameters

見られない。このように、副交感神経の活性度を定量化するには、呼吸を入力とし、RSA を出力とした伝達ゲインを計測すればよいとされている。しかし、心拍変動の呼吸周波数成分には、呼吸以外の影響も示唆されており、現在までに呼吸から RSA への伝達特性を同定する手法は見当たらない⁽⁹⁾。本論では、出力である RSA だけを用いて副交感神経の活性度を推定する。

2・3 呼吸周期と一回換気量の影響 RSA に対する呼吸周期や一回換気量の影響を検証した。本論では、呼吸周期内の RRI の最大値と最小値の差として RSA 振幅を計測する⁽¹⁵⁾。呼吸を統制して RSA 振幅を計測した結果を図 3 に示す。被験者には、メトロノームで呼吸周期を統制させると共に、胸囲用呼吸センサで計測した呼吸波形をオシロスコープに表示し、換気量を意識的に統制させた。呼吸周期は 3、4、5 秒、1 回換気量は多量、少量として、座位にて実験を行った。RSA 振幅は 360 秒間の平均値である。本研究室の設備では 1 回換気量の数値的な統制が不可能であるため、換気

Fig. 2 Respiration-correlated fluctuation

Fig. 3 Influence of respiration

量を意識的に統制させた。胸囲用呼吸センサは呼吸に伴う胸囲変化を計測するため、1 回換気量を正確に捉えやすい。図 3 より、呼吸周期と換気量にほぼ比例して RSA 振幅は大きくなった。これは呼吸と RSA 振幅の関係について示した多くの研究成果に一致する⁽¹⁴⁾。

2・4 呼吸を統制しない場合の影響 作業中の呼吸統制は、副次的な作業負荷となり、実際の作業負荷の評価を困難にする。また、換気量計測用マスクの装着自体が精神的負担を引き起こす。そこで、呼吸を統制しない通常の課題負荷実験で表れる呼吸の影響を確認するため、呼吸を統制しない場合の姿勢変化実験から、呼吸と RSA 振幅の関係を求めた。仰臥位 20 分、立位 20 分の姿勢をそれぞれ 7 回ずつ維持して計測した結果を図 4 に示す。

呼吸周期が RSA の定量的特性に及ぼす影響について検討する。呼吸周期と RSA 振幅には、図 3 と同様に、わずかに正の相関が見られるが、呼吸周期による RSA 振幅の変化は小さい。呼吸周期の影響を除去するには、被験者ごとに膨大な量の予備実験が必要となり、簡便な計測が実現できない。心拍変動解析における精神作業中の呼吸周期の影響は、除去すべきほどに大きくないという研究成果⁽¹⁶⁾もあり、本論では呼吸周期の影響を積極的に除去しない。

RSA 振幅の平均は姿勢によって大きく異なる。従来の手法は、RSA 振幅の平均に相当する量を心拍変動の呼吸周波数成分として定量化し、副交感神経系の指標に用いてきた。しかし、平均値の計算には数十秒のデータを必要とし、現在の状態を推定するには適さない。

姿勢や呼吸周期が同じでも、RSA 振幅には大きなばらつきが存在する。これは、同じ呼吸周期であっても一回換気量の増減により、副交感神経性調節の量的寄

与と無関係に RSA 振幅が変化するという知見⁽⁹⁾に一致する。従って、ある瞬間の RSA 振幅を計測しても副交感神経の活性度を推定することは難しい。

以上のことから、副交感神経活動のリアルタイム評価には、RSA 振幅の平均の時間変化(トレンド)をオンラインで推定する必要がある。

3. 副交感神経活動のオンライン推定

前節で得た知見をもとに、RSA 振幅のトレンドをオンラインで推定し、副交感神経活動をリアルタイムに評価するための手法を開発した。トレンド推定の手法として、RSA 振幅のような不等間隔サンプリングデータに適用でき、推定に時間遅れがないカルマンフィルタを用いた。

3・1 心拍変動の推定 心電はディスプレイ電極による胸部双極誘導を用いてサンプリング周波数 1kHz で計測した。はじめに心電波形をノイズ除去用ローパスフィルタ(LPF)で濾波する。LPF は遮断周波数 25Hz、減衰量 40dB、群遅延 0.3 秒の FIR フィルタとした。直線位相 FIR フィルタを用いて、心拍間隔推定の誤差要因となる波形の伝送歪を避けた。次に、心電信号が前拍の R 波高の 0.5 倍より大きくなる部分を R 波と認識する。R 波の微係数が正から負に転じた点を頂点と認識し、その時刻と R 波高を保持する。R 波頂点の発生時間の差から、RRI を推定する。R 波認識の過程と推定された心拍変動の例を図 5 に示す。R 波の認識後、次の R 波を認識するまで RRI を保持する。

3・2 呼吸間隔の推定 呼吸は鼻孔用呼吸ピックアップを用いてサンプリング周波数 10Hz で計測した。呼吸波形には、インパルス性雑音が多く含まれる。ノイズ除去に LPF を用いると波形が滑らかとなり、呼吸

Fig. 4 Relation between respiration and RSA

Fig. 5 On-line RRI estimation

の発生時刻が不明確になる。そこで、インパルス性雑音の除去能力とエッジ保存性に優れた中央値フィルタを適用した。フィルタ窓を 10 とし、遅れを 1s に抑えた。呼吸波形の濾波後、呼吸間隔を推定した例を図 6 に示す。濾波後の呼吸波形が閾値より大きくなり、微係数がはじめに 0 となる瞬間を呼気と認識した。呼気－呼気間を呼吸間隔とする。

3.3 呼吸性洞性不整脈の推定 本論で用いた RSA 振幅のオンライン推定法を図 7 に示す。図中に下三角で示した呼気ごとに、前回の呼気後に記録された RRI の最大値と最小値の差をとり、RSA 振幅とした。RSA 振幅は呼気ごとに不等間隔サンプリングで記録される。呼吸周波数が 0.14~0.4Hz 以外では、呼吸以外の影響が大きくなる可能性があるため、呼吸周期 2.5~7 秒から外れる RSA 振幅は記録しない。

3.4 トレンド推定法 本論で作成した RSA 振幅のトレンド推定法を示す。本手法では、RSA 振幅のトレンドを状態量とした状態方程式を作成し、カルマ

ンフィルタを利用してトレンドを推定する。カルマンフィルタは等間隔サンプリングデータが必要としないため、呼気ごとに RSA 振幅のトレンドが推定される。

時変 AR スペクトル推定法⁽¹⁷⁾⁻⁽¹⁹⁾を参考にして、RSA 振幅のトレンド $x[k]$ が時間軸に沿って滑らかに変化すると仮定し、2 階の差分方程式で近似する。

$$\nabla^2 x[k] = w[k] \quad (1)$$

ここに ∇ は差分演算子であり、 $w[k]$ は平均値 0、分散 σ_w^2 のガウス性白色雑音であるとする。いま、RSA 振幅のトレンドを状態量、RSA 振幅を観測量としたシステムモデルを作成する。

$$z[k+1] = Az[k] + Bw[k] \quad (2)$$

$$y[k] = cz[k] + v[k] \quad (3)$$

ここに、

$$z[k] = \begin{bmatrix} x[k] \\ x[k-1] \end{bmatrix} \quad w[k] = \begin{bmatrix} w[k] \\ w[k-1] \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad c = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

また、観測雑音 $v[k]$ は平均値 0、分散 σ_v^2 のガウス性白色雑音であり、システム雑音 $w[k]$ と観測雑音 $v[k]$ は互いに独立な確率過程であるとする。以上の仮定の下に、次の基本的な離散カルマンフィルタによって逐次的に RSA 振幅のトレンドを計算できる。

(1 段先予測)

$$\hat{x}_p[k] = A \hat{x}[k-1] \quad (4)$$

$$\hat{V}_p[k] = A \hat{V}[k-1] A^T + B \Sigma_w B^T \quad (5)$$

(フィルタリング)

$$K[k] = \hat{V}_p[k] c^T (c \hat{V}_p[k] c^T + \sigma_v^2)^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{V}[k] = (I - K[k] c) \hat{V}_p[k] \quad (7)$$

$$\hat{x}[k] = \hat{x}_p[k] + K[k] (y[k] - c \hat{x}_p[k]) \quad (8)$$

ここに、 Σ_w はシステム雑音の分散を対角要素とする対角行列、 I は単位行列である。カルマンフィルタの実行には、予備実験などで未知パラメータ σ_w 、 σ_v を推定しておく必要がある。そこで、最尤推定に基づいて σ_w 、 σ_v を推定する手法を示す。いま、観測雑音の分散 σ_v^2 が時不変であると仮定し、式(5)、(6)をそれぞれ次のように変形する。

$$\hat{V}_p[k] = A \hat{V}[k-1] A^T + B \Sigma_w B^T / \sigma_v^2 \quad (9)$$

$$K[k] = \hat{V}_p[k] c^T (c \hat{V}_p[k] c^T + 1)^{-1} \quad (10)$$

これらの式(9)、(10)を用いてカルマンフィルタを実行しても、状態量の推定値は式(5)、(6)を用いた場合と同じになる。観測量 $y[0], y[1], \dots, y[k-1]$ からカルマンフィルタで予測した $\hat{y}[k]$ の分散共分散行列を式(5)、(6)に対して $d_{k|k-1}$ 、式(9)、(10)に対して $\tilde{d}_{k|k-1}$ とおくと、 σ_v^2 の最尤推定値 $\hat{\sigma}_v^2$ は次式で表せる。

Fig. 6 Estimation of respiration interval

Fig. 7 Estimation of RSA amplitude

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{(y[k] - \hat{y}[k])^2}{\tilde{d}_{k|k-1}} \quad (11)$$

ここに、 K は観測データ数である。本式から求めた $\hat{\sigma}_v^2$ を用いて、 σ_w^2 に対する対数尤度は次式で定義される。

$$\ell(\sigma_w^2) = -\frac{1}{2} \left\{ K \ln 2\pi\hat{\sigma}_v^2 + \sum_{k=1}^K \ln \tilde{d}_{k|k-1} + K \right\} \quad (12)$$

従って、 σ_w^2 の最尤推定値 $\hat{\sigma}_w^2$ は、本式を最大にする量として求めることができる。

4. 数値実験

数値的に作成した心拍変動を用いて、提案する手法の追従性、精度を検証する。

4.1 模擬心拍変動データ 検証用に作成した模擬心拍変動データの概略について述べる。心拍変動は、MWSA と RSA に由来する 0.1Hz と 0.25Hz の正弦波に DC 成分を加えて作成した。1000 秒間の実験において、300～700 秒は課題が負荷され、副交感神経活動が低下する場合を想定した。暗算課題の文献⁽¹⁷⁾を参考に、副交感神経の活性度に応じて、心拍間隔の平均値に相当する DC 成分 $1 \rightarrow 0.9 \rightarrow 1$ 、MWSA の振幅 $0.64 \rightarrow 0.56 \rightarrow 0.64$ 、RSA の振幅 $0.1 \rightarrow 0.075 \rightarrow 0.1$ と変化さ

Fig. 8 Simulated experimental RRI and RSA amplitude

Fig. 9 Trend estimation of RSA amplitude by using Kalman filter

せた。ただし、これらの変化は 40 秒かけて線形に下降、上昇させた。また、RSA 振幅には平均 0、分散 $0.005 \rightarrow 0.0025 \rightarrow 0.005$ のガウス性白色雑音を加えて呼吸による変動を表した。作成した心拍変動と RSA 振幅を図 8 に示す。呼吸波形は、RSA と位相が反転した 0.25Hz の正弦波として作成した。

4.2 精度と追従性の検証 リアルタイム性を重視するため、提案する手法では心拍変動から MWSA の影響を取り除くことなく RSA 振幅を推定している。そこで、MWSA の振幅変化が RSA 振幅のトレンド推定に与える影響について確認した。図 8 の模擬心拍変動データから 3・3 項に示したオンライン手法で RSA 振幅を推定した結果を図 9 の細線に示す。本図より、図 8 の RSA 振幅とほぼ同様のトレンド変化が再現できている。MWSA の影響として、実際の RSA 振幅よりも推定値の雑音が大いこと、推定値の方が全体に上方へシフトしていることが挙げられる。しかしながら、雑音はカルマンフィルタによるトレンド推定時に除去できる。また、シフト量は MWSA の振幅の 0.3 倍程度であり、MWSA が変化しても、RSA 振幅の推定に及ぼす影響は小さい。その結果、課題負荷に伴う RSA 振幅の変化量は、MWSA の変化によらず、図 8 とほぼ同じ値に保たれている。

3・4 項に示した手法を用いて、推定された RSA 振幅から、トレンドをオフライン推定した結果を図 9 の太線に示す。この際、観測雑音とシステム雑音の分散として最尤推定値 $\hat{\sigma}_v^2 = 3.13 \times 10^{-4}$ 、 $\hat{\sigma}_w^2 = 3.07 \times 10^{-8}$ を用いた。本図より、RSA 振幅のトレンドを滑らかに推定しており、300 秒と 700 秒から始まる状態の変化にも遅れなく追従できている。

5. 課題負荷実験

呼吸統制を行わない条件下で、精神作業としての暗算課題を負荷したときの RSA の変動から、一過性ストレスを推定した。

5.1 実験方法 暗算課題負荷の実験フローを図 10 に示す。暗算課題には、ランダムに選択された 3 桁の整数和算を用いた。実験姿勢は仰臥位とし、問題

Fig. 10 Experimental flow of mental arithmetic test

は3秒に1問、プロジェクターを通して天井に表示した。室内照明を消し、室内温度23~26℃の環境下で健常男性22歳を対象に2100秒間の実験を3回行った。被験者には、自律神経活動への食事による影響を避けるため、食後2時間以上経ていることを確認し、課題負荷中は真剣に課題に取り組むことを指示した。

5・2 最尤推定に基づくトレンド推定 提案するトレンド推定法を実際の課題負荷実験で得たRSA振幅に対してオフラインで適用し、有用性を確認した。暗算課題負荷実験で計測された心拍変動とRSA振幅を図11に示す。RSA振幅は大きく変動し、トレンド変化を短時間のデータ列からの確に判別するのは困難である。このRSA振幅に対してトレンド推定した結果を図12に示す。カルマンフィルタを適用するにあたって、システム雑音と観測雑音の分散は最尤推定から求めた。トレンドは滑らかに推定できている。また、暗算課題の開始、終了と同時にトレンドは下降、上昇しており、状態変化の時点が遅延なく推定できている。ただし、暗算課題の開始時には、RSA振幅の急激な変化にトレンド推定値が追従しきれていない。これは、トレンド推定値の滑らかさを定義するシステム雑音の分散 σ_w^2 が小さく、急激な変化に対応できないことに起因する。この対策には、最尤推定値よりも σ_w^2 を大きくすることも考えられるが、状態変化がない区間でもトレンド推定値が変動しやすくなる。

5・3 オンライン推定 オンライン処理では、カルマンフィルタの実行に必要な観測雑音やシステム雑音の分散を予備実験から求めておく必要がある。そこで、その手法について検討した。

観測雑音は、同じ被験者でも実験ごとに異なる。そこで、暗算課題負荷実験の開始後600秒間の安静状態

を予備実験とみなして、そのRSA振幅から σ_v^2 を最尤推定した。安静状態ではトレンドがほとんど変化しないと仮定し、システム雑音の分散を $\sigma_w^2 = 1 \times 10^{-10}$ と置いて、 $\sigma_v^2 = 1$ の条件でカルマンフィルタを実行した。トレンド推定値 $\hat{x}[k]$ から $\hat{y}[k]$ を求め、式(12)に代入して得た σ_v^2 を表1に示す。表には、3回の課題負荷実験で得た2100秒間のRSA振幅から最尤推定で求めた σ_v^2 を併記する。予備実験で求めた σ_v^2 は本実験とはほぼ同じ値となった。ここに、図11のデータは表中No.1と記したデータに対応する。

システム雑音の分散 σ_w^2 は、課題負荷の強度、作業負荷に対する被験者の耐性などで実験ごとに異なる。暗算課題において最尤推定から求めた σ_w^2 を表1に示す。これは、同じ被験者に同じ課題負荷を与えた場合に相当するが、 σ_w^2 に大きな差は見られなかった。従って、予備実験から得た σ_w^2 を用いて本実験を行っても、最適なトレンド推定が可能であると考えられる。そこで、予備実験から得た σ_w^2 と本実験時の σ_w^2 の差がトレンド推定にもたらす影響を確認する。実験データNo.1に対して最尤推定値でない σ_w^2 を用いてトレンド推定を行った。観測雑音の分散には、安静時の600秒間のデータから推定された値 $\sigma_v^2 = 2.1 \times 10^{-3}$ を用い、システム雑音の分散 σ_w^2 を種々変化させてオンラインアルゴリズムを適用した。推定されたトレンドを図13に示す。システム雑音の分散は最尤推定値の約0.3, 3, 30倍である $\sigma_w^2 = 1.0 \times 10^{-9}$, 1.0×10^{-8} , 1.0×10^{-7} とした。最尤推定に基づいて求めたトレンドを太線で示す。本図より、 σ_w^2 がトレンドの滑らかさを決定していることがわかる。また、トレンド推定値は σ_w^2 によってほとんど変化しない。従って、予備実験から最尤推定で得た σ_w^2 を用いてカルマンフィルタを実行しても、最尤推定とほぼ同様のトレンド推定が可能である。

Fig. 11 RRI and RSA amplitude obtained by mental arithmetic testing

Fig. 12 MLE-based trend estimation

Table 1 Estimated noise variance

No.	Pre-Test	Actual Test	
	σ_v^2	σ_v^2	σ_w^2
1	2.1×10^{-3}	1.8×10^{-3}	3.2×10^{-9}
2	1.8×10^{-3}	1.8×10^{-3}	2.7×10^{-9}
3	1.0×10^{-3}	1.4×10^{-3}	3.2×10^{-9}

Fig. 13 Effect of system noise variance

6. 結 論

機械操作時の一過性ストレスをリアルタイムに計測するため、心拍の呼吸性変動(RSA)を用いた副交感神経活動のオンライン推定法の検討を行った。

(1) RSA 振幅の平均値の変化(トレンド)から、副交感神経活動の時変特性がリアルタイムに評価できることを示した。

(2) カルマンフィルタを利用して、オンラインで RSA 振幅のトレンドを推定する手法を実現した。これにより、呼吸による RSA 振幅の短期的な変動に影響されずに副交感神経活動の本質的な変化を推定できる。

(3) 暗算課題を負荷した実験において、提案する手法により、副交感神経の状態変化を遅延なく推定できることを示した。

文 献

- (1) 早川泰久・大山陽揚・菅野重樹, 人間機械系におけるリズムに基づく操作支援, 機論, **66**-642, C (2002), 573-578.
- (2) 大須賀美恵子, ヒューマンセンシング技術とその応用, 日本機械学会講習会「設計プロセスの革新技術」教材, 69-76.
- (3) ISO10075: Ergonomic Principles Related to Mental Work-Load — General Terms and Definitions, (1991).
- (4) 野口義博・望月正人・豊福勝也・勝浦哲夫, 運転疲労の評価技術に関する基礎検討, 自動車技術会論文集,

30-3, (1999), 111-115.

- (5) 吉村勲・友田泰行, 生理心理機能変動の統合化による疲労評価に関する研究-VDT 作業における一連作業および休憩時間の関係において-, 人間工学, **30**-2, (1994), 85-97.
- (6) 下野太海・大須賀美恵子・寺下裕美, 心拍・呼吸・血圧を用いた緊張・単調作業ストレスの評価手法の検討, 人間工学, **34**-3 (1998), 107-115.
- (7) Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electro Physiology, Heart Rate Variability, European Heart Rate J., **17** (1996), 354-381.
- (8) 林博史, 心拍変動の臨床応用—生理的意義, 病態評価, 予後予測—, 医学書院, 15-17.
- (9) 石橋圭太, 生活環境評価指標としての心拍変動性の評価方法に関する研究 (外因性及び内因性刺激の自律神経応答に及ぼす相互作用の検討), 九州芸術工科大学学位論文, (1999).
- (10) 横山清子・森本陽子・水野康文・高田和之, ウェーブレット変換を用いた心拍過渡変動解析方法の提案, 医用電子と生体工学, **37**-1 (1999), 32-42.
- (11) Hayano, J., et al., Continuous Assessment of hemodynamic Control by Complex Demodulation of Cardiovascular Variability, American J. of Physiology, **264**-4-1 (1993), 1691-1696.
- (12) 鈴木郁, R 波検出装置およびオクターブバンド分析を用いた心拍変動の解析方法と精神的負担の評価, 人間工学, **31**-6 (1995), 379-388.
- (13) NEC メディカルシステムズ研修所, 心電図の基礎, (1999)
- (14) 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, **J74**-A-9 (1991), 1447-1454.
- (15) Hirsch, A. J., and Bishop, B., Respiratory sinus Arrhythmia in Humans: How Breathing Pattern Modulates Heart Rate, American J. of Physiology, **241** (1981), H620-H629.
- (16) 平柳要・岩崎賢一・谷島一嘉, 精神的作業での呼吸が心拍変動に及ぼす影響, 日衛誌, **51**-1 (1996), 462.
- (17) Kitagawa, G., Changing Spectrum Estimation, J. of Sound and Vibration, **89**-3(1983), 433-445.
- (18) 西山清・中野道雄, パソコンで解くカルマンフィルタ, 丸善, (1993), 121-123.
- (19) 北川源四郎, FORTRAN77 時系列解析プログラミング, 岩波書店, (1993), 245-319.