

論文

多変量生体信号処理による視覚探索課題下でのストレス評価法

小林 直樹[†] 木竜 徹^{††} 斉藤 義明^{†††}

Evaluation of Mental Stress under Visual Search Tasks Using Multivariate Biosignal Processing

Naoki KOBAYASHI[†], Tohru KIRYU^{††}, and Yoshiaki SAITOH^{†††}

あらまし デジタル画像の品質を評価する客観的な指標として、視覚刺激を与えた場合に生ずる生理的反応を利用することが期待されている。ここでは、視覚探索という心理学課題によって生ずるストレスの観測モデルを提案し、指尖脈波及び呼吸という比較的測定が容易な生体信号から統計的にストレス要素を抽出する新たな考え方を示す。これは、多変量生体信号時系列を主成分分析した上で、主成分得点時系列を周波数解析する方法である。その結果、第2主成分得点時系列に0.1 Hzの周波数成分が観測される場合が生じた。また、この周波数成分は、視覚探索時間が長くなる探索パターンで観察される頻度が高くなることが明らかとなった。

キーワード 画品質評価, 多変量生体信号, ストレス, 視覚探索, Mayer Wave

1. まえがき

従来、テレビ画像の品質評価については、物理的、心理的評価が行われている [1]。また、デジタル画像符号化の標準化である MPEG (Moving Picture Experts Group) 等では、画像の統計量 (物理的 SN 比) 等から品質の議論がある [2]。しかし、インターネット上では従来のテレビ品質と異なる動画に接する機会が増加しており、このような圧縮率の高い画像では物理的品質と定量的な評価との対応は十分議論されておらず、心理的評価をそのまま客観的指標としては使いづらいという問題も生じている [1]。そこで、筆者らは画像品質を客観的に評価する指標を探る手掛りとして、視覚探索という心理学実験の課題 [3]~[5] を通じて、認知レベルのストレスで生ずる生理的反応の定量化を試みた。

視覚刺激の処理過程は輝度、色などを知覚する感覚レベル、特徴抽出や認識処理を行う認知レベル、更に

高次の意味レベルの処理に分類できる。通常の画像には各レベルの処理に対応した複数種類の視覚刺激要素が存在する。これまでの視覚刺激によるストレスと生体信号との関係についての定量的な検討は感覚レベルにとどまり、より高次レベルで起こるストレスについて定量的にとらえることは困難であった。

一方、ほぼ同じ感覚レベル条件下において、課題の違いによる影響を表す方法として視覚探索課題がある。ここでは、認知レベルのストレスを議論する場合の一つの目安として視覚探索課題に注目する。既に視覚探索課題においては“注意”の機構を解明するという観点から、視覚探索時の脳波や PET を測定する研究が行われている [4], [5]。筆者らは、この視覚探索課題下で、指尖脈波及び呼吸等といったストレスを反映すると考えられる生体信号を選び、これらの多変量生体信号の振舞いを調べた。すなわち、多変量生体信号から的確にストレスの影響を抽出するため、その統計的特徴を整理した上で、課題の反復と関係のある長期的周期を探り、視覚探索とストレスとの関係を表現することとした。

高次中枢でのストレスによる変化は、心臓血管中枢及び呼吸中枢に作用し、生理反応に影響することが知られている。この過程は心臓血管系の自律神経モデルとして提案され、一定呼吸条件下での心拍変動への影響や 0.1 Hz の周期成分 (Mayer Wave) の出現から議

[†] NTT サイバースペース研究所, 横須賀市

NTT Cyber Space Laboratories, 1-1 Hikarinooka, Yokosuka-shi, 239-0847 Japan

^{††} 新潟大学大学院自然科学研究科, 新潟市

Graduate School of Science and Technology, Niigata University, Niigata-shi, 950-2181 Japan

^{†††} 新潟大学工学部, 新潟市

Faculty of Engineering, Niigata University, Niigata-shi, 950-2181 Japan

論されている [6]~[8]. しかしながら, 視覚探索課題のような認知レベルによって起こる複数の視覚刺激要素によって生じたストレスが自律神経系に与える影響をモデル化するまでには至っていない.

その結果, ストレスに関する研究では, 実験的に一般画像の視覚刺激を受けた場合の影響を検証し, 評価しようという試みが数多く報告されている. その多くは, 主に個々の生体信号の変動に着目する方法である. 着目されている生体信号としては, 心電図, 指尖脈波, 脳波, 呼吸等がある [9]. また, 視覚刺激の場合には CFF (critical flicker fusion) や NPD (near point distance) 等も用いられている [10]. しかし, これらの報告から, 1 種類の指標でストレスを評価することは難しいことがわかる. 最近の研究では, より多くの指標を同時に計測して評価する試みも始められているが, 大規模な評価装置を必要とするため, これらの方法を様々な状況下での測定にそのまま応用することは困難である. また, 視覚刺激のレベルや視覚刺激要素に関して十分に考慮されていないことが多い.

本論文では, 最初に, 認知レベルの処理を考慮して, 視覚刺激がストレスとして中枢神経系及び自律神経系に影響を及ぼし, それによる変化が生体信号として観測されているという観測モデルを立てる. 次に, この観測モデルから視覚探索によるストレスを生体信号に対する逆推定問題として統計的に解くことで, 統計的に抽出されたストレス関連成分 (以下, 統計的ストレス要素と呼ぶ) から生理的ストレス要素を推定することを試みる. 更に, 視覚探索時間と推定に用いた統計的ストレス要素との比較によって, 視覚の認知過程でのストレスを評価する際における統計的ストレス要素の推定の有効性を実験的に検証する.

2. 視覚刺激におけるストレスの観測モデル

視覚刺激が検出された場合, 通常は視床及び1次視覚野にて基本的画像処理が行われ, 視覚連合野で画像の特徴抽出が行われることが知られている. その後, 高次中枢では認識などの処理が行われるが, その結果がストレスとして自律神経系に作用するメカニズムは非常に複雑であり, 解明されていない.

ここでは, 視覚や聴覚などの処理機構への一時的な刺激 s を受けた場合に生ずる生理的ストレス要素 p 及び観測可能な生体信号 o を図1に示すようにモデル化する. ここで, ストレス要素は感覚レベル, 認知レベルで行われる複数の処理ごとに対応した要素である

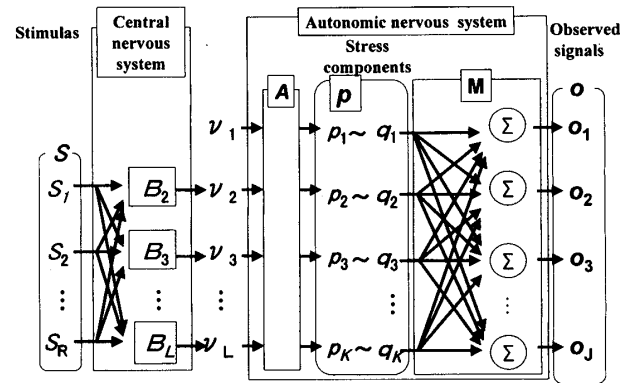


図1 観測モデル

Fig. 1 Observation model.

と考える.

今, 複数種類の刺激を成分とする $s = (s_1, \dots, s_R)^T$ に対して現れた高次中枢等からの自律神経系への入力信号を

$$\nu = (\nu_1, \dots, \nu_l, \dots, \nu_L)^T \quad (1)$$

とする. ただし, ν の成分のうち ν_1 は生体機能を維持するための恒常的な自律神経系への入力成分 (s に関係のない入力成分) である. 更に s を受けた場合, ストレスの要因となる高次中枢での処理 $B[\cdot]$ により,

$$\nu_l = B_l[s] \quad (l = 2, \dots, L) \quad (2)$$

が生ずるものとする. ここで, $\{\nu_2, \dots, \nu_L\}$ は視覚や聴覚刺激に対する処理機構の複数の処理 $\{B_2, \dots, B_L\}$ に対応する成分である.

続いて, ν が自律神経系に入力された結果, 生理的ストレス要素

$$p = (p_1, \dots, p_k, \dots, p_K)^T \quad (3a)$$

が出力されるものとする. ただし, その成分 p_k は ν に対して

$$p_k = A_k[\nu] \quad (k = 1, \dots, K) \quad (3b)$$

のように現れるものと仮定する.

ここで, もし p の成分が, ν の成分に1対1に対応して得られる場合には,

$$p_k = A_k[\nu_k] \quad (k = 1, \dots, K) \quad (4)$$

となる.

生理的ストレスと自律神経系の活動に関しては, 心拍変動の周期的成分の変化が報告されている [7], [8].

このことから、 $A[\cdot]$ は ν によって自律神経系関連の周期的成分を変調する処理を表し、その変調を受けた周期的要素に p が対応すると仮定する。

3. 視覚探索時のストレス評価方法

3.1 視覚探索

視覚刺激を受けた場合、特徴抽出後の処理過程においては、視覚探索という心理学的課題により特徴統合理論によるモデルが広く支持されている [3]。視覚探索とは、図 2 に示したように、対象物 (target) を妨害刺激 (distractor) の中から見つけ出す課題を与えたときの探索時間を測定する心理実験を指す。視覚探索においては target と distractor の組合せにおいて、いずれを target とするかにより、distractor の個数の増加に対する探索時間の変化が異なることが知られている。すなわち、図 2 のパターン X では distractor の個数を増やしても探索時間は一定であり (ポップアウトと呼ぶ)、パターン Y では distractor の個数に比例して探索時間が増加する。

Treisman の特徴統合理論 [3] では、中枢神経の特徴統合の過程で順次的な処理が行われ、個数に対応して反応時間がかかると説明されている。このことから、パターン X のようなポップアウトとなる図形では、第 1 次的特徴抽出として各空間的特徴ごとに処理が行われ、認識されるといわれている。一方、パターン Y で示される探索時間が増える図形では、特徴統合という高次処理が加わることで順次処理となり、時間が distractor の数に比例して増えると説明されている。実際、視覚探索時の過程で、側頭連合野や頭頂連合野において活性化されているという報告もされている [5]。すなわち、視覚探索における探索時間は、視覚刺激による処理量が反映されているといわれている。

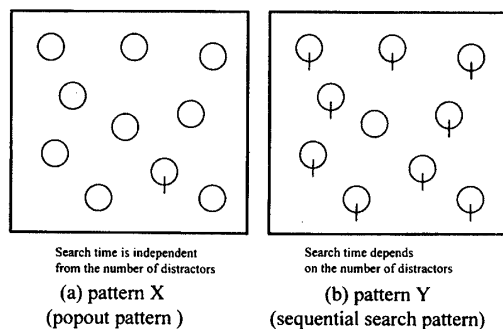


図 2 視覚探索パターン

Fig. 2 Pattern for visual search.

以上のことから、ここでは視覚探索を認知レベルの一つの処理成分 $B_2[\cdot]$ ととらえ、視覚探索時の探索時間を、特徴統合処理の負荷量すなわち視覚探索によるストレスで生じた信号 ν_2 を定量的に反映する量、と考えることとした。

また、通常の視覚探索における心理学的実験では、提示パターン及び distractor 数をランダムに提示して、課題の反復による効果が生じないように実験される。しかし、ストレスの評価にあたっては、課題ごとの長期的な周期も含む多変量生体信号時系列を解析することを目指している。事前の実験の結果、同条件の課題を反復しない場合に比較して、反復した場合には、探索時間が短くなることがわかった。しかし、課題条件の違いに対する探索時間の変化の傾向は同様であることを確認できたため、反復される課題と関係のある長期的周期を探ることでストレスの検討を行うこととした。

3.2 統計的ストレス要素

視覚探索時における視覚認知機構の処理 $B_2[\cdot]$ 及び自律神経の処理 $A[\cdot]$ は複雑なため、 s から p を直接得ることはできない。そこで、観測信号 o の統計的特徴を使って定義される統計的ストレス要素 q を考える。ここで、 q は p の推定値である。

実際に観測される o は脈波や呼吸といった自律神経関連の多変量生体信号時系列である。今、 o の成分 o_j ($j = 1, \dots, J$) の時系列をあらためてサンプル数 N の正規化された多変量生体信号時系列として、

$$o_j = \{o_j(1), \dots, o_j(n), \dots, o_j(N)\}^T \quad (5)$$

とする。以後ベクトルに添え字を付けた場合、時系列ベクトルを表すものとする。ここで、 n は観測信号を解析するために抽出したセグメント内での時刻である。

複数の観測信号に対して時系列のベクトルを定義し、それらを成分とする $J \times N$ の行列を

$$O = (o_1, \dots, o_j, \dots, o_J)^T \quad (6)$$

とする。今、 O が $J \times K$ ($J \leq K$) の混合行列 M を使って、

$$O = MQ \quad (7)$$

と表されるものとする。ただし、

$$Q = (q_1, \dots, q_k, \dots, q_K)^T \quad (8)$$

$$q_k = (q_k(1), \dots, q_k(N))^T. \quad (9)$$

である。 q_k は正規化された信号時系列のベクトル、 Q は q_k を成分とする $K \times N$ の行列である。従来のストレスの評価では、1種類の生体信号を観測して評価することが多いが、式(7)は多変量の生体信号を観測して解析するという考え方を表している。

さて、 Q の推定は M の逆行列 Z を用いて

$$Q = ZO \quad (10)$$

を解く逆推定問題となるが、 Z も未知であるので、このままでは推定は困難である。そこで、 Q に対する統計的性質を仮定して式(10)を解くこととする。

3.3 評価方法

視覚探索課題は処理機構が明確なため、ストレス要素を単純化して考える。すなわち、 ν は主に恒常的信号 ν_1 及び視覚探索のストレスによる信号 ν_2 から構成されると考えられる。ここで、 ν_k による変調成分は p_k のみに反映されること(式(4)参照)、すなわち ν_2 の変動は p_2 の周期的成分の変調成分として反映されることと仮定する。実際には、 p_2 を直接求められないので、3.2で示した統計的ストレス要素を求めることになる。ここで、統計的ストレス要素の時系列 q_k を多変量生体信号から推定する条件として、 q_k が互いに無相関であると仮定する。すなわち、2.の観測モデルに基づくストレス評価の第1歩として、視覚探索下での多変量生体信号から主成分分析(PCA)による Q の推定を行う。PCAにより Q の構成要素 q_k は互いに無相関な成分として求まる。ここで、 J 個の観測信号を用いたPCAで求まる q_k は J 成分まで ($q_j: j=1, 2, \dots, J$) となる。また、PCAは統計的に分散の大きい成分から順に求めるため、雑音の除去や複数の信号に含まれる特徴抽出等が行える点で優れている。

PCAでは式(10)によって O の相関行列 R から分散が最大になるように、 Z 及び Q を求める。このため、

$$R\phi_j = \lambda_j \phi_j \quad (j=1, 2, \dots, J) \quad (11)$$

により得られる固有値及び固有ベクトルを $\{\lambda_j\}_{j=1}^J$ 、 $\{\phi_j\}_{j=1}^J$ とすると

$$Z = (\phi_1, \dots, \phi_j, \dots, \phi_J)^T$$

となる。また、各固有値の寄与率を

$$prop_j = \lambda_j / \sum_{j=1}^J \lambda_j \quad (j=1, 2, \dots, J) \quad (12)$$

とする。ここで、統計的ストレス要素の時系列を、 O に適用して得られる主成分得点時系列

$$q_j = O^T \phi_j \quad (j=1, 2, \dots, J) \quad (13)$$

から求める。

以上のようにして求めた q_k の周期的成分にはストレスの影響が現れている可能性があり、 q_k を周波数解析することによって視覚探索課題下でのストレスを定量化できる可能性がある。ここでは、得られた周波数成分と探索時間 (ν_2 が反映していると推定される指標) とを比較し、提案する評価指標の検証を試みた。

3.4 実際の評価指標

視覚刺激に伴うストレスの実際の評価にあたっては、観測信号 O として以下の条件から信号を選択する。

- 被験者に対して計測の負担が軽いこと。
- 簡便な計測であるが、体温調節系成分、血圧調節系成分、呼吸調節系成分など自律神経活動を反映する情報が十分含まれていること。

大須賀らのモデル[7]によれば、ストレスが心拍や呼吸に影響を与えることが知られており、今回は指尖脈波及び呼吸成分から統計的ストレス要素を抽出することを試みた。具体的には、

(1) 心電図のR-R間隔と同等の情報を持ち心拍変動成分を反映する、指尖脈波の振幅 peak 時点の時間間隔(以下、p-pと記す)[7],[8]。

(2) 指尖脈波が血圧などを反映していると予想される指尖脈波のピーク振幅(以下 peakと記す)[7],[8]。

(3) 随意的ではあるが、ストレスによる影響が顕著に出ると報告されている呼吸(以下、respと記す)[7]。

以上の三つの観測信号を o_j として用いた(図3)。

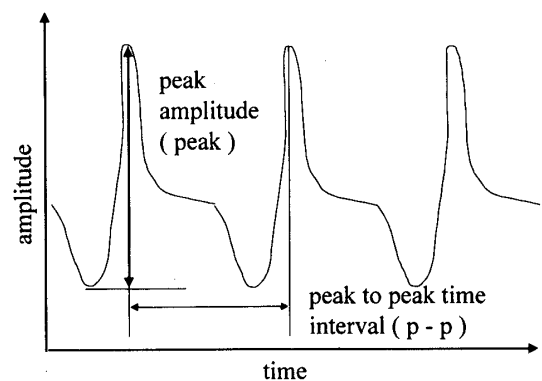


図3 指尖脈波の測定パラメータ
Fig. 3 Measurement parameters for finger plethysmogram.

観測された o_j を用いて、まず式 (11), (12) から主成分の寄与率, 固有ベクトルを求め、主成分の特徴を推定した。ここで、主成分分析で得られた固有ベクトル ϕ_j における各観測信号に対応した成分を ϕ_{peak} , ϕ_{p-p} , ϕ_{resp} とする。更に式 (13) により p_k の推定値である q_k を求めた。

求めた q_k に対する周波数解析方法としては、時変性の周波数成分を的確に抽出するため、Gabor 関数による連続 Wavelet 変換を使い、得られた周波数成分の中から、限定した周波数帯域における代表値として Wavelet 係数の絶対値が最大となるピーク値の時系列 w_k によって評価した。ここで、 w_k は自律神経の変動を見る指標として意味のある周波数帯域と考えられている部分の値を対象とする [11]。

ν_2 と q_k との関係を検証するために、 ν_2 に対しては、同一条件の視覚探索パターンで得られた複数回の探索時間 (各探索時間は t_s で表す) の平均値 T_s を対応させた。また、 q_k に対しては 1 探索当りの実効値

$$W_k = \sqrt{w_k^T w_k} / I \quad (k = 1, 2, 3) \quad (14)$$

をストレス要素の評価指標とした。ここで、 I は時系列 w_k を観測する間に行われた視覚探索回数である。

4. 実験

視覚探索課題としては、図 4 に示す実験プロトコルに従い、図 2 に示した最も典型的なパターンを与えて実験を行った。パターン X 及びパターン Y を各々 32 回ずつ表示して、表示時間中にターゲットを見つけてクリックしてもらうことで探索時間 t_s を測定している。ただし、32 回中半数はターゲットがない課題

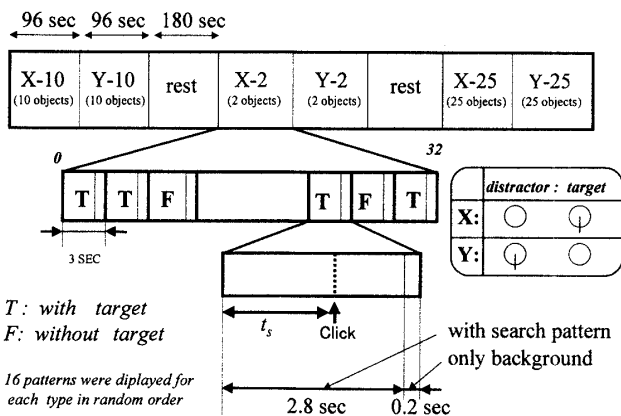


図 4 実験プロトコル
Fig. 4 Experimental protocol.

(F) が表示されるように設定されている。各視覚探索では、 t_s にかかわらず提示時間を一定 (探索パターン 2.8s + 背景のみ 0.2s) とし、提示時間に影響されないようにして検証することとした。視覚探索が 2.8s 以内にできなかった場合の t_s はデータとして無効であるとした。

以上の条件下で表示オブジェクトの数 (target+distractor: m) を一定としたパターン X-パターン Y - 休息 (rest) を一つのセットとし、 m を 10, 2, 25 と順番に変化させた実験を行った。

視覚探索と同時に指尖脈波及び呼吸を測定した。指尖脈波は、脈波センサ (脈派ピックアップ MPP-3 日本光電工業製) を左手の第 2 指に装着し、呼吸は鼻孔用呼吸ピックアップ (サーミスタ呼吸ピックアップ TR-511G 日本光電工業製) を鼻孔口に装着して計測した。計測信号は生体用アンプ (高域遮断周波数 300 Hz, 時定数 2s) で増幅後、量子化ビット数 12 bit, サンプリング周波数 500 Hz でサンプリングを行った。被験者は健康な男女 21 名 (23 ± 2 歳) である。

得られた指尖脈波からは、図 3 に示すように 1 周期の波形で振幅が最大及び最小となる時間及び振幅を求め、その時間間隔から p-p を、また、最大点と最小点の差分から、1 周期の波形時刻における peak を求めた。得られた p-p, peak の時系列は、不等間隔であるので、3 次スプライン補間によりサンプリング周波数 20 Hz の等間隔時系列として解析した。一方、resp は観測された呼吸の波形そのものを用いて、これを 20 Hz でサンプリングした。

PCA による解析にあたっては、各実験の前後 3 秒を除いた 90s (1800 sample) を用いた。すなわち、peak, p-p, resp の時系列を観測信号 o_j とし、第 1, 第 2 主成分の寄与率 ($prop_j$), 固有ベクトル (ϕ_1, ϕ_2) を求めた。その後、式 (13) により求めた q_j の時系列に対して連続 Wavelet 変換を施した。連続 Wavelet 変換では、0.01~2 Hz の間を対象とした。また、時間セグメントの境界の影響を避けるため、 W_2 は測定時間に換算して実験開始から 15~75s の区間に対して処理を行った。なお、式 (14) で w_j を推定する帯域は自律神経関連と思われる 0.06~0.14 Hz とした。

5. 結果

PCA の結果得られた第 1 主成分の寄与率 $prop_1$ は 50~60% 前後、また、第 2 主成分では約 30% となった。これは、視覚探索パターン X, Y 及び m にかか

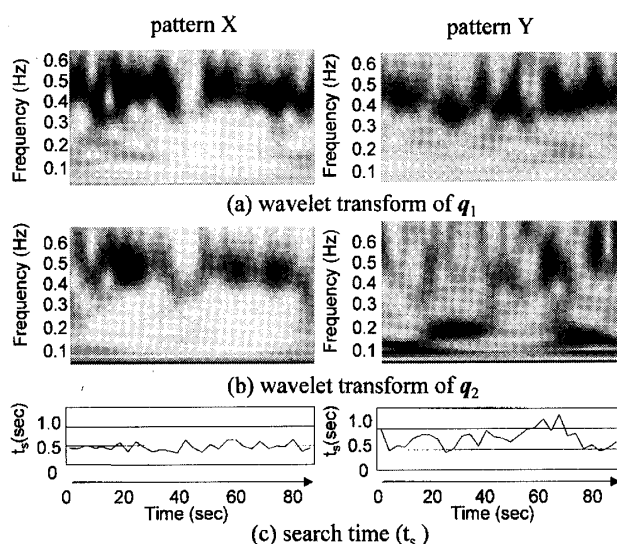


図5 q_1, q_2 のウェーブレット変換と探索時間の例
 Fig. 5 An example of Wavelet transform of q_1 and q_2 , and search time (t_s).

ならず、ほぼ一定であった。また、固有ベクトル ϕ_1, ϕ_2 の観測信号に対応した成分の絶対値を求めたところ、 ϕ_1 では、 ϕ_{p-p} の値が 0.6 ± 0.07 程度と安定して高く、パターン X, Y による被験者ごとの変動も 0.05 ± 0.05 程度と少なかった。一方、 ϕ_2 では ϕ_{peak} の値が 0.7 ± 0.25 と最も高いが、分散が大きく不安定であった。また、パターンによる変動も 0.25 ± 0.2 であり、安定しなかった。変動の大きさからパターンと ϕ_2 との関連性についての示唆は与えているが、 ϕ_1, ϕ_2 の成分値からパターンにかかわる定量的特性は直接得られなかった。

図5は本モデルに基づき推定した (a) q_1 , (b) q_2 の時系列に対して Wavelet 解析により周波数成分を抽出した例 ($m = 10$)、及び対応する (c) t_s を表したものである。なお、パターン X, Y ごとに示した。この例では、 q_2 ではパターン Y の場合 0.1 Hz 前後の周波数成分が増加した。なお、 q_1 では特にパターンによる違いはなかった。また、 t_s はパターン X に比較してパターン Y の場合に大きな値となった。

図6(a)は m に対する T_s の変化をパターン X, Y ごとに表したものであり、被験者 21 人の平均及び分散である。また図6(b)は、 q_2 をもとに式(14)で得られるストレスの評価指標 W_2 を同様に表したものである。図6(a)に示されるように探索時間 T_s はパターン X, Y により違いが得られた。すなわち、パターン X では m とは無関係に 0.5 s 前後の値で一定となった。

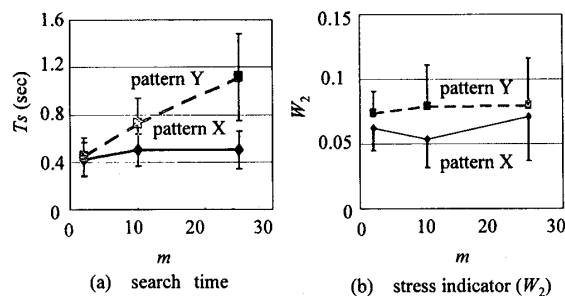


図6 探索時間 (T_s) とストレスの評価指標 (W_2)
 Fig. 6 Search time (T_s) and stress indicator (W_2) of visual search task.

表1 探索パターンの違いによる W_2 の変動に対する被験者の割合

Table 1 Ratio of subjects that change W_2 between pattern X and Y.

$\Delta = W_2(\text{pattern Y}) - W_2(\text{pattern X})$	Ratio of subjects(%)		
	$m=2$	$m=10$	$m=25$
$\Delta > 0.05$	15	33	33
$-0.05 \leq \Delta \leq 0.05$	81	63	48
$\Delta < -0.05$	4	4	19

一方、パターン Y では m に比例して T_s が増加した。**3.3** で述べたランダム提示の予備実験では、基本的傾向は同じであったが、パターン Y での T_s は $m = 10$ で 1.0 s, $m = 25$ で 1.5 s となった。これに比較して図6(a)では探索時間が短くなっており、系列効果が見られた。

図6(b)の $m = 25$ における W_2 は個人差による分散が大きく、X, Y 間で十分な有意差は認められなかった。一方、 $m = 2, 10$ においてはパターン X よりもパターン Y で W_2 が有意に増加した ($p < 0.01$)。しかし、図5(b)で示したように、探索時間内での q_2 の周波数成分の振舞いを十分に表すことはできなかった。

表1は、個々の被験者に対するパターン X とパターン Y の W_2 を比較し、0.05 を基準にして W_2 の増減の変化を被験者数の割合で示したものである。なお、 W_2 の分散がほぼ 0.05 弱なので、増減のしきい値を 0.05 とした。この表から、 $m = 10, 25$ の場合には半数については大きな変動はなかったが、30%の被験者でパターン Y での W_2 の値が増加した。また、 $m = 25$ では 20%弱の被験者で減少をしている。また、 $m = 2$ ではパターンの違いで W_2 が増減する被験者は少なかった。

6. 考 察

6.1 評価指標

視覚探索課題を用いた実験では、peak, p-p, respの時系列から、パターン X, Y の違いに対する探索時間の差を関係づける周波数成分を直接得ることはできなかった。一方、上記の3種類の信号から PCA で求めた q_2 に対しては、探索時間と関連があると思われる 0.1 Hz の周波数成分が観察される場合が数多く見られた (図 5, 表 1)。すべての被験者で 0.1 Hz の周波数成分の増加が検出できたわけではないため、プロトコルや推定方式との関係も精査する必要があるが、この成分は自律神経系との関連が指摘されており、今後、注意深く検討する必要がある。

図 6(b) でパターン X, Y の違いに対して $m = 2, 10$ では有意差があり、 $m = 25$ では有意差は認められなかった。このため、今回の実験プロトコルで得た W_2 を T_s に対応する統計的評価指標として直接用いるのは困難と考えられる。しかし、各被験者ごとでは、図 6(a) で T_s が長いパターン Y の $m = 10, 25$ において、表 1 での 0.1 Hz の成分 (W_2) の増加が観察された場合が約 30% 発生した。観測モデルに当てはめると、 T_s は ν_2 に、 W_2 は q_2 に加わった変調成分に対応していると思われる。上記の結果は q_2 が ν_2 によって変調された周期的信号であり、その変調処理による効果が主に 0.1 Hz の信号に反映された結果、 W_2 の増加として現れる被験者が 30% 近く存在したと解釈することができる。

ここで、 W_2 のもとになる 0.1 Hz の成分は心拍の変動要素の一つであり、ストレスによって現れる Mayer wave [8] と関係があるのではないかとと思われる。実際、残像を伴う円を画像上でゆっくり移動させたときに、脳内での活動を fMRI で調べた結果、指尖脈波に連動していると思われる 0.1 Hz の周波数成分を脳内の S 字状静脈洞付近に観測している [11]。

以上の考察から、主成分分析で得られた主成分得点時系列 (今回の実験では q_2) から得られる 0.1 Hz の成分をもとに W_2 の変化をとらえることでストレス要素の評価ができる可能性があると考えている。

6.2 今後の課題

表 1 の結果の中で、パターン Y における W_2 の値が減少する場合など個人差がかなり生じた。図 6(b) において $m = 25$ の有意差が出なかったのはこのためである。この結果に関して二つの課題が挙げられる。

まず、実験プロトコルに関する課題である。今回は長周期の生体信号時系列を求めるため、心理実験における系列効果が生じやすい手順となっている。ここでは、系列効果の影響が少ないことは統計的に確認して行ったが、個人差までは考慮していない。今後、同様に心理学的知見と生理的信号を組み合わせて用いる場合には、疲労の影響など、個人差を考慮した実験プロトコルの検討も大きな課題になると考えられる。

次にストレス要素の相互作用についての課題である。ストレスである入力 ν が複雑で複数の成分からなる場合、生理的ストレス要素 p も多数の成分が存在すると考えられる。このような場面で、統計的ストレス要素 q を求めるには更に高次のモーメントを扱える独立主成分分析 (ICA) やニューラルネットなどの手法が必要かもしれない [12]。今回は ν が視覚探索成分のみであると仮定して ICA まで踏み込んだ検討を行わなかったが、上記課題に関しては、より複雑な系を仮定した検討が必要であると考えている。より複雑なストレスへの適用を考えた場合には解決すべき課題は多いが、視覚探索課題のようにストレス課題が単純化された場合には、他のストレス要因が非常に小さくなり、各成分間の高次の相関による影響は小さくなると仮定できるだろう。このような場面では、PCA により得られる q が p を表す一つの方法であると考えている。

以上の課題を考慮して、評価指標の成立条件を明確にし、将来的には視覚刺激として画像の動きや配色による影響を探る必要がある。

7. む す び

視覚探索課題におけるストレスの観測モデルを提案し、本モデルにより推定した統計的ストレス要素が、ストレス評価指標として利用できる可能性について検討した。すなわち、視覚探索課題を繰り返し与えた際の指尖脈波及び呼吸関連信号を主成分分析し、その主成分得点時系列の周波数成分に注目した。その結果、0.1 Hz 付近の周波数成分の変化が視覚探索時のストレス評価の指標として利用できる可能性があることを示した。

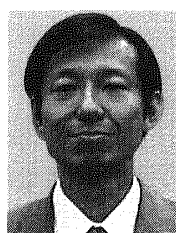
今後、より汎用的な視覚ストレスの評価指標を目指して、実用的な場面でのモデルの成立条件をより明確にし、更に ICA やニューラルネットなどの PCA 以外の方法による統計的ストレス要素の推定も含めた検討を進めていく予定である。その上で画品質評価と結び付けるため、輝度、色、ぼけ等を加えた画像を見た際

のストレス評価へと結び付けることが課題である。

文 献

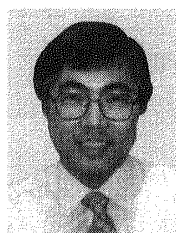
- [1] 中須英輔, “画質とユーザ要求,” テレビ誌, vol.49, no.4, pp.497-501, April 1995.
- [2] 小澤啓爾, 中須英輔, 浦野丈治, 坂中靖志, 日高恒義, “MPEG2 ベリフィケーションテスト最終テスト結果,” テレビ学技報, vol.20, no.35, pp.1-6, June 1996.
- [3] A. Treisman and J. Souther, “Search asymmetry: A diagnostic for preattentive processing of separable features,” J. Experimental Psychology: General, vol.114, no.3, pp.285-310, Sept. 1985.
- [4] S.J. Luck, S. Fan, and S.A. Hillyard, “Attention-related modulation of sensory-evoked brain activity in a visual search task,” J. Cognitive Neuroscience, vol.5, no.5, pp.188-195, Nov. 1993.
- [5] M. Corbetta, G.L. Shulman, F.M. Miezen, and S.E. Petersen, “Superior parietal cortex activation during attention shifts and visual feature conjunction,” Science, vol.270, no.3, Nov. 1995.
- [6] 南谷晴之, “疲労とストレス,” バイオメカニズム学会誌, vol.21, no.2, pp.58-64, May 1997.
- [7] 大須賀美恵子, 寺下裕美, 下野太海, “心臓血管系モデルを用いた自律神経指標の解釈,” ME 誌, vol.11, no.1, pp.75-85, Jan. 1997.
- [8] M. Grillot, J.P. Fauvel, J.M. Cottet Emard, M.Laville, L. Peyrin, N. Pozet, and P. Zech, “Analysis of stress-induced change in blood pressure and heart rate in normotensive subjects,” J. Cardiovasc Pharmacol, vol.25, no.3, pp.448-452, March 1995.
- [9] 福住伸一, 剣持聡久, 黒岩義之, “Delayed Matching Paradigm における生理指標の変動 脳波, 心電 RR 間隔, 指尖脈波, 瞬目, 呼吸に着目して,” 信学技報, MBE95-73, Sept. 1995.
- [10] K. Murata, S. Araki, K. Yokoyama, K. Yamashita, T. Okumatsu, and S. Sakou, “Accumulation of VDT work-related visual fatigue assessed by visual evoked potential, NearPoint Distance and Critical Flicker Fusion,” Industrial Health, vol.34, no.2, pp.61-69, 1996.
- [11] N. Itoh, T. Kiryu, N. Kobayashi, K. Suzuki, and T. Nakada, “Interpretation of biophysiological noise in functional MRI time-series using Wavelet analysis,” Proc. 3rd International Workshop on Biosignal Interpretation, no.P.7.1, pp.288-291, June 1999.
- [12] M.J. McKeown, S. Makeig, G.G. Brown, T. Jung, S.S. Kinderman, A.J. Bella, and T.J. Sejnowski, “Analysis of fMRI data by blind separation into independent spatial component,” Human Brain Mapping 6, no.3, pp.160-188, 1998.

(平成 12 年 5 月 2 日受付, 7 月 21 日再受付)



小林 直樹 (正員)

昭 54 東工大・理・応用物理卒。昭 56 同大大学院物理情報工学専攻修士課程了。同年日本電信電話公社電気通信研究所入所。以来、マルチメディア入力技術、及びシステムの開発を手がけ、現在 NTT サイバースペース研究所において画像圧縮符号化の研究開発に従事。平 12 新潟大大学院自然科学研究科博士後期課程了。工博。画像電子学会会員。同学会庶務理事及び企画委員。TTC 第 5 部門第 2 専門委員長。



木竜 徹 (正員)

昭 50 新潟大・工・電子卒。昭 52 同大大学院修士課程了。同年同大歯学部助手。下顎運動測定装置、咀嚼筋筋電図自動診断の研究に従事。昭 54 同大・工・情報助手, 昭 58 同講師を経て, 昭 61 同助教授, 平 7 同大学院教授, 現在に至る。工博。非正常生体信号処理を目的とし, 非正常性の特徴分類, 時変性パラメータ推定等研究に従事。最近では, 動的筋活動の解析を進めている。日本 ME 学会評議員, バイオメカニズム学会, IEEE 各会員。



斉藤 義明 (正員)

昭 38 新潟大・工・電気卒。昭 40 北大大大学院修士課程了。同年より新潟大学に勤務。昭 46 同助教授, 現在, 同教授。工博。この間, 半導体電子回路, 情報処理, ME 機器について研究。最近では生体の各種臓器の高感度計測, 安全刺激及びハイパーミアに興味をもっている。医師, 歯科医師及び獣医との円滑な意思の伝達を目指している。日本 ME 学会評議員, 日本ハイパーミア学会評議員, 情報処理学会, 日本人工臓器学会, IEEE 各会員。