ニューラルネットワークによるリアルタイム認知状態推定[†]

高橋 信*・北村 雅司**・吉川 栄和*

Realtime Cognitive State Estimation by Neural Network

Makoto TAKAHASHI*, Masashi KITAMURA** and Hidekazu YOSHIKAWA*

The realtime cognitive state estimator based on the set of physiological measures has been developed in order to provide valuable information on the human behavior during the interaction through the Man-Machine Interface. The artificial neural network has been adopted to categorize the cognitive states by using the qualitative physiological data pattern as the inputs. The laboratory experiments, in which the subjects' cognitive states were intentionally controlled by the task presented, were performed to obtain training data sets for the neural network. The developed system has been shown to be capable of estimating cognitive state with higher accuracy and realtime estimation capability has also been confirmed through the data processing experiments.

Key Words: Man-Machine Interface, cognitive state, physiological measures, neural network, realtime analysis

1. 序 論

複雑化、巨大化するシステムにおける人間の役割に関する議論が最近、工学の諸分野で活発に行われるようになった。その中では、マンマシンシステムの中での機械、人間をおのおの個別に見るのではなく、人間を含めた形でシステムを見直し、システム全体としてのパフォーマンスの向上を目指して多くの研究が行われている^{1)~4)}。このようなマンマシンシステム研究では、重要で困難を伴う問題の一つに、システム要素としての人間の“何を”、“どのように”測るかという課題がある。すなわち、マンマシンインタフェースを介し機械を操作する人間の心理的、内面的状態の把握・理解が困難な問題である。そのため、従来のマンマシンシステム研究では、アンケート調査⁵⁾、パフォーマンス解析⁶⁾、発話解析⁷⁾などの評価手法が用いられてきた。これらの方法は多角的で総合的な方法であり、マンマシンシステム研究で有用な手段である

が、方法論的特質上、専門家の経験や主観的判断に依存し、また、評価・分析に多大の時間を要する。機械とのインタラクションの実際の過程で、人間がどのように感じ、どのような認知状態にあるかを、その場で、即時に客観的に分析評価できる測定技術が新たに開拓されれば、人間から機械への一方的適応でなく、「機械が人間に適応する」という仕組の実現が可能になり、工学的見地から新しいマンマシンシステム技術の開発が期待できる。

このような認識から筆者らは、人間の内的状態を推定するための一つのアプローチとして、工学的手段により測定可能な生理指標を積極的に利用してゆく方法に着目した。生理指標を利用して人間の内面状態を推定しようとする試みは、嘘発見器に代表されるように古くから試みられており、特定の生理指標と人間の心理的状態の間はかなり明確な関係があることが示されている⁸⁾。心理生理学的な見地から多くの情報を内包するといわれる数多くの生理指標と、マンマシンインタフェースでの人間の内的状態の間の関係については、たとえば心電図など、個別の指標に着目した研究例^{9),10)}は多いが、生理指標を多角的に同時計測して総合的な解析を行っている例は少ない。一方、筆者らはこれまで、複数の生理指標を測定分析して、これを応用して人間の内面的状態、特に認知状態を推定する方法の有効性の確認や計算機化に適する

[†] 第17回知能システムシンポジウムで発表(1993・3)

* 京都大学原子エネルギー研究所 宇治市五ヶ庄

** 三菱電機(株) 横浜西区みなとみらい3-3-1(三菱重工横浜ビル)

* Institute of Atomic Energy, Kyoto University, Uji

** MITSUBISHI ELECTRIC CORPORATION, Yokohama
(Received July 15, 1993)

(Revised October 29, 1993)

データ解析手法の研究を行ってきた^{11),12)}。この研究では、実験室規模の基礎的な認知心理実験を行い、実験中に測定した複数の生理指標の定性的挙動と認知状態間の関係を If-Then 形の推論ルールに整理し、これを被験者データに適用して、被験者の認知状態の推定が比較的高い成功率で達成されることを示した。

本論文での研究では、これまでの基礎的な実験研究の結果から、複数の生理指標による認知状態推定を工学的に有用な統合システムに発展させるために、1.認知状態誘導実験法、2.ニューラルネットワークによる推論ルールの構成法、3.推定システムのリアルタイム化の三つの研究を行った。

認知状態誘導実験は、マンマシンインタフェース(CRT)を介して被験者に提示されるタスクの内容により、被験者の認知状態を意図的に制御し、特定の認知状態時の生理指標の特徴を分離・抽出して測定することを目的として新たに導入した。この実験で測定されたサンプルデータは、識別知識を表現するニューラルネットワーク学習に利用される。

ついで、生理指標に基づき認知状態を識別するための知識の獲得では、これまでの研究¹²⁾での数量化2類の方法に代わり、非線形性を取り扱うことができ一般化能力に優れるニューラルネットワークを導入し推定精度の向上を目指した。

筆者らは本研究の応用分野の一つに、人間の状態に適應して情報提示の形態をコントロールする相互適応インタフェースへの利用を想定している。そのためには認知状態推定過程のリアルタイム化が必須課題である。本研究では測定した生理指標データのネットワークによる高速データ転送、生理指標の特徴抽出の自動化、ワークステーション(以下WS)上でのリアルタイム解析処理により、オンラインでのリアルタイム認知状態推定の実現を目標とした。

2. 認知状態誘導実験

認知状態誘導実験とは、CRT画面上に提示する課題を注意深く選定し、被験者の認知行動の自由度を制約することで、実験計画者側が意図する認知状態に被験者を誘導することを目的とした認知実験である。実験後は被験者が希望通りの認知状態になっていたかどうかを、ビデオ記録、本人の回顧報告などのプロトコルデータをもとにして確認する。実際は、必ずしも全ての場合に計画通りの認知状態が誘導されたとは限らなかったが、被験者が大きい自由度をもって反応している場合に比べて、被験者の状態を特定する困難さを軽減することができ、同時に被験者の状態の解釈を行う際に解析者の主観が介入

することを極力避けることができた。

2.1 認知状態の分類

本研究では「認知状態」の分類における仮定とその定義が重要である。「認知状態」とは、マンマシンインタフェースを介して人間が機械の状態を把握して、適切な操作を行う一連の認知行動での、人間の内的な状態であるが、その分類は難しい問題である。本研究では、認知心理学の分野で一般的、基本的モデルとされる Card の人間の情報処理のモデル¹³⁾をその基本とした。本研究での認知状態の分類を Fig. 1 に示し、以下に各状態について説明する。「情報取込み」(Information Acquisition)とは主に CRT 画面を注視し、そこから情報を読み込むようとしている状態を意味し、知覚処理の段階を含む。「記憶関連」(Memory Related)とは、長期記憶、短期記憶に共通の想起をしている状態を意味し、短期記憶の保持(リハーサル)の状態を含む。「動作」(Motor Action)とは、生理指標に大きな影響を与えない範囲で被験者が動作している状態で、具体的にはマウスにより CRT 上のアイコンを動かしている状態である。「思考」(Thought)とは、ある特定の問題を解くために深い思考を行っている状態を意味し、開眼状態を前提としている。以上の状態のうち、どれが特に支配的であると特定できない状態、または特に何もしていない状態(平静状態)を「その他」(Others)と定義している。

以上五つの状態は、認知処理の性質に準拠した状態分類である。本研究では認知プロセスに付随する情動的要因にも着目して、更に上述の分類とは異なった次元の状態として「感情」(Emotion)という状態を定義している。具体的には「感情」とは驚き、困惑、混乱といった情動要因が生起している状態を主に意味する。

Fig. 1 中の認知状態は、特定の時点で唯一の状態が発現するとは考えられない。本研究では、ある時点で最も支配的となっている状態を推定することを目的とした。また、「感情」は本来異なった次元の状態であるが、形式的には認知状態の一つとして分類した。

2.2 実験の内容

本研究において分類した六つの認知状態を、できるだけ自然な形で誘導するため、つぎの6種類の誘導実験を

Fig. 1 Classification of the human cognitive states based on the Card's human information processing model

計画し実行した。

1. 単純作業課題 2. 長期記憶想起課題 3. 短期記憶操作課題 4. 思考課題 5. 状態遷移課題 6. 単純算術課題

以下、それぞれの課題の内容および対応する認知状態について述べる。

(1) 単純作業課題

この課題では、指示に従って CRT 画面上の図形をマウスを用いて移動するという単純な作業を被験者に行わせる。被験者の認知状態は、「情報取込み」(指示を読んでいる間)→「動作」(マウス操作中)と遷移すると考えた。この場合、課題の提示時刻とマウスの操作情報から、「情報取込み」、「動作」を行っている時間帯を正確に特定できる点が重要である。

(2) 長期記憶想起課題

CRT 上にたとえば「山の名前」といったキーワードを表示し、そこから連想できる言葉を 10 秒間でできるだけ多く思い出してもらい課題。発話、キー入力には要求しない。「キーワード提示→10 秒間思い出し→10 秒間休憩」これをキーワードとして 30 項目について繰り返した。この「10 秒間の思い出し」の期間を「記憶関連」と考えた。この課題の場合も、問題提示のタイミング情報から、「記憶関連」の時間帯を正確に特定できる。

(3) 短期記憶操作課題

この実験の基本的な構成は、Rumelhart¹⁴⁾の用いた短期記憶からの想起時間を測定する実験と同じである。最初に CRT 画面上に 7 文字の英数字(ポジティブセット)を提示し、提示終了後しばらく時間をおいて一文字の英数字(ターゲット)を提示する。そのターゲットが最初のポジティブセットにあったかどうかを判定する課題である。ポジティブセット提示とターゲット提示の間の時間帯において、短期記憶の保持(リハーサル)が支配的な認知状態となっている点に着目し、この期間を「記憶関連」と考えた。

(4) 思考課題

一見難しいが、よく考えると紙や鉛筆、計算機などの道具を用いなくても簡単な計算で解ける問題を解いてもらう。CRT 画面への課題提示は、「問題提示」→「問題文の理解の確認」→「解発見の確認」と進行するが、「問題文の理解の確認」から「解発見の確認」までの間を「思考」と考えた。なお、この課題では、問題文を理解した段階で「問題文理解」のアイコンをクリック、「解発見」の段階でまたそれに対応するアイコンをクリックしてもらうことで、純粋に「思考」を行っている時間帯を正確に特定している。

(5) 単純算術課題

CRT 画面上に表示される二つの 2~3 桁の数字の加算操作を要求し、キーボードで回答させる。不正解時にはピープ音がでるようにしてあるが、正解にも拘わらず不正解のピープ音になるような仕掛けを行い、被験者を混乱した状態、すなわち前述の状態分類での「感情」に誘導を試みた。

(6) 状態遷移課題

○-△-□の状態遷移規則を、CRT 画面上での試行(オペレータ 1, 2, 3 のいずれかのアイコンをクリックすると状態遷移規則に従って画面上の図形が変化する)を通じて、六つの候補の中から正解を選択する。この課題においても、正解候補中に正解が存在しないという矛盾した状況を設定して、被験者を混乱した状態(「感情」)に誘導を試みた。

それぞれの課題の内容自体は特別なものではないが、被験者がおかれる状態とその時間帯を正確に特定できるように、PC ないし WS との対話で認知状態の誘導を行っている点に特徴がある。

なお、(5)、(6)における情報要因の生起を意図した実験では、混乱に伴う強い情動の生起(感情の誘導)を試みた。しかし、このような状況に対する被験者の反応は様々で必ずしも「感情」が誘導できなかった。そこで、ビデオ、回顧報告のプロトコルデータの観察をあわせて検討して、確かに情動要因の誘導が行われていると判断した時間帯について生理指標との対応を解析した。

2.3 生理データの測定

本研究で測定した生理指標と、そのデータ特徴の分類方法を Table 1 に示す。なお、生理指標の測定システムについては 4 にまとめて述べる。心拍数、呼吸数、血圧、皮膚電位反応は、人間の内面的状態を無意識に反映して変化するといわれている、自律神経系の支配下の諸器官

Table 1 Physiological feature adopted in the present study

Physiological Features		Classification
Heart Rate (/min)	Absolute Level	1. high 2. low 3. normal
	Trend	1. increase 2. decrease 3. steady
Respiration Rate (/min)	Absolute Level	1. high 2. low 3. normal
	Trend	1. increase 2. decrease 3. steady
Blood Pressure (mmHg)		1. increase 2. decrease 3. steady
Skin Potential Response (mV)		1. none 2. low-level 3. medium-level 4. high-level
Blink Rate (/min)		1. high 2. low 3. normal
Number of Saccade (/min)		1. high 2. low 3. normal

に関連する量である。一方、視覚系の生理データとしては、情報の取込み、処理の状態に敏感に反応するといわれる瞬目数と飛越眼球運動(サッケード運動)の数に着目した¹⁵⁾。生理指標のデータ特徴の抽出では、全ての測定データをタイムラインチャート化し、それぞれの生理指標の特徴の出現傾向を目視により詳細に観察した。本研究でのデータ特徴抽出のサンプリングインターバルは3秒とした。

本研究では、リアルタイムで効率的な解析を行うために特徴抽出過程を自動化する必要がある、また、生理指標変動の個人差に適切に対応することが重要な課題となった。そのため、十分な時間の平静状態のデータを取り、更に度数分布に基づく基準値の修正を行うことでこれに対応した。以下にこの修正の方法について述べる。

最初に、平静状態の測定データを基にしてデータ特徴の抽出を行うための第1段階の基準値を設定する。ただし、このようにして設定した基準値では、各認知状態における生理指標の絶対値、および変化の傾向の違いを必ずしも明確にすることはできない。そこで本研究では各生理指標の度数分布を基に基準値の補正を行った。すなわち、閾値が認知状態の生理データ分布の境目になるように修正した。このような度数分布をもとにして補正を行うことで、よりの確に生理指標の特徴変動をとらえることが可能になった。

このような基準値の補正の結果をもとにして、それぞれの生理指標測定データから特徴抽出を行う方法を以下に簡単に説明する。

○心拍数

心電図の時間波形の1次微分値からR波生起の位置を求め、連続する二つのR波の時間間隔から瞬時心拍数(毎分)を計算し、3秒間の瞬時心拍の平均値を心拍数とする。

○呼吸数

呼吸曲線が負から正へ方向でゼロレベルを横切る点の間隔から瞬時呼吸数(毎分)を計算し、3秒間の瞬時呼吸数の平均を呼吸数とする。

○血圧

連続波形として測定される血圧データの3秒間の平均を計算して血圧値とし、その直前の値と比較して増加、減少を判断する。

○皮膚電位反応(SPR)

3秒間のSPR波形の最大値と基準値を比較して、大、中、小レベルおよびなしの四種類に分類する。

○瞬目数

垂直眼球電位データの移動平均とメディアンフィルターをかけたデータの差から瞬目の生起を判定し、3秒

間での発生頻度を毎分に換算した値を瞬目数とする。

○サッケード数

水平眼球電位データの移動平均をとり、更にメディアンフィルタをかけたデータからサッケードの生起を判定し、3秒間での発生頻度を毎分に換算した値をサッケード数とする。

以上の特徴抽出の方法は、実際の測定データをもとにして決定した方法であり、事前の検討で適切な特徴抽出が可能であることを確認している。

3. ニューラルネットワークによる知識獲得

本章では認知状態誘導実験の結果得られたサンプルデータを利用して、ニューラルネットワークにより生理指標と認知状態を関連づける知識(識別知識)の獲得を行う手法について述べる。本研究では複数の生理指標と認知状態の間の関係に着目しているために、たとえば「心拍が増加しているから情報取込みである」というような簡単なルールで識別知識を表現することは難しい。更に、「認知状態」と「感情」という異なる次元の状態が重畳される場合には非線形的な応答が予想される。この問題は多次元空間における非線形の識別問題であり、本研究ではこのようなパターンの識別問題に広く利用されているニューラルネットワークを導入した。誘導実験によって得られたサンプルデータを教師データとしてニューラルネットワークの学習を行い、生理指標と認知状態を関連付ける識別知識をネットワークの重みの形で表現しようとするものである。

利用したニューラルネットワークは三層のフィードフォワード型のネットワークで、学習は石川¹⁶⁾による忘却付学習を利用している。Fig. 2に示すように、ニューラルネットワークの入力層は各生理指標から抽出されたデータ特徴にそれぞれ対応し、出力はFig. 1に示したそれぞれの認知状態に対応する。入力には生理指標の定性分類に対応する整数値(1~3、皮膚電位のみ1~4)、出力は各認知状態に対応する0~1の実数値である。

Fig. 2 Configuration of the artificial neural network in the present study

忘却付学習では、通常のバックプロパゲーション(BP)法での平均出力自乗誤差 J のほかに、次式のようにリンクの重みの絶対値和の項を追加した、次式で与えられる J_f を評価関数とする。

$$J_f = J + \varepsilon \sum_{i,j} |\omega_{i,j}| = \sum_i (o_i - t_i)^2 + \varepsilon \sum_{i,j} |\omega_{i,j}| \quad (1)$$

ここで o_i は第 i 出力ユニットの活性度、 t_i はその出力目標である。このとき繰返しごとの重みの変化量 $\Delta \omega'_{i,j}$ は次式で与えられる。

$$\Delta \omega'_{i,j} = -\eta \frac{\partial J_f}{\partial W_{i,j}} = \Delta \omega_{i,j} - \varepsilon \cdot \text{sgn}(\omega_{i,j}) \quad (2)$$

$\Delta \omega_{i,j}$ は通常の BP 法での重みの変化量、 η は学習レート、 ε は繰返しごとの忘却量で、

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

である。この忘却付き学習法を利用することで、必要なリンクのみが生き残りそれ以外のリンクは消滅する。これにより不必要な中間層のノードを削除することが可能となり、中間層のノードの数を適切に設定できる。

学習のための教師データは、認知状態誘導実験の結果得られた生理指標のデータ特徴のパターンベクトルと、誘導された認知状態を表わすベクトルにより構成される。ただし、誘導期間中の全てのデータを教師データとした場合、測定過程でのランダムノイズや瞬間的に誘導から外れているデータも存在することが予想される。したがって、誘導期間中の全データの中で、生理指標のデータ特徴の現れ方のパターンの中から、出現頻度の高い、いわば代表的なパターンを抽出することが重要である。理想的には、この生理指標のパターンが特定の認知状態について唯一定まれば認知状態推定は単純な問題となるが、実際にはある程度の広がりをもつことは避けられない。

本研究では、以上の考察をもとに各認知状態での生理

指標の代表的なパターンを抽出するためにスクリーニング処理を行った。スクリーニング処理では、最初にそれぞれの指標のデータ特徴の度数分布からその認知状態において支配的なデータ特徴の種類(たとえば心拍：高、心拍：増加,,)を選ぶ。全ての生理指標について支配的なデータ特徴が一つの場合には、代表パターンは唯一定まるが、実際は唯一定まることは少ない(心拍：高または普通、心拍：増加または一定,,)。そこで、これらの支配的なデータ特徴のありうる組合せを網羅的に作成し、その中から実際に存在するパターンを選び出しスクリーニングの出力とする。このようにして「頻度の高いデータ特徴により構成されかつ実際に存在する生理指標のパターン」を選び出すことができ、このデータセットをニューラルネットワークの学習のための教師データとした。

このようにして抽出された教師データを利用して、ネットワークの学習を行う。最初は中間層のノード数を多めの八個からスタートして、ノードの消滅の様子とエラーの大きさを考慮して中間層のノード数を減らして行くという方法を取った。この手法により適切な数の中間層ノード数を選択することができる。

4. システムのリアルタイム化

本章では、ニューラルネットワークの重みとして表現された識別知識を利用して、オンライン・リアルタイムでの認知状態推定を行うシステムの開発について述べる。本研究でのリアルタイムとは、人間の認知状態の変化の時定数がそれほど速いものではないという仮定のもとで、3秒のデータ処理サイクルに追従できることを意味している。つまり、複数の生理指標の測定、データ転送、特徴抽出、そして認知状態推定という一連の過程を連続的にを行い、3秒ごとにその結果を出すことができるということが、本研究でのリアルタイム処理の意味である。

Fig. 3 Overall configuration of the realtime cognitive state estimator

る。

Fig. 3 に本研究で開発したリアルタイム認知状態推定システムの全体構成を示す。システムは生理データの測定・AD変換部、生理データの転送部、そして生理データの処理部から構成される。

4.1 生理データの測定・AD変換部

各生理指標は、つぎに示す機器および方法により測定した。

○多用途脳波計(日本電気三栄)

心電図 ; 標準肢第III誘導位置に電極を装着

呼吸 ; 胸部測定用ベルト着用

S P R ; 左手前胸部と左掌に電極を装着

眼球電位; 右目上下と両こめかみに電極を装着

○Finapres(Ohmeda Co. Ltd.)

血圧 ; 左手中指に測定用のカフを装着

測定されたアナログデータは、データレコーダを通じてPC上のAD変換ボードに送られる。

4.2 生理データの転送部

本研究では特殊なハードウェアをできるだけ利用せず、汎用の機器で解析を行う方針であるので、AD変換を行うPCにNFS(Network Filing System)ボードを載せて、NFSによりファイル共有を通じてPCからWSへのオンラインデータ転送を実現した。これにより汎用のイーサネットのネットワークを通じて高速なデータ転送が可能となり、実験室と解析用の計算機間の位置的な自由度が大きくなることが期待される。

4.3 生理データの処理部

PCから送られるデータはWS上の中間ファイルに1秒ごとに書き出される。このデータを読み出し、特徴抽出と認知状態の推定を行う処理部の構成を**Fig. 4**に示す。2.3節で述べた特徴抽出の結果および生理データのWSのウィンドウ上へのプロットは、データ可視化ツールPV-WAVE(東洋情報システム(株))により行う。特徴抽出の結果は、プロセス間通信により認知状態推定を行うリアルタイムエキスパートシステムG2(Gensym Co. Ltd)に送られる。G2には、3章において述べた手法によ

り作成したニューラルネットワークの重み係数が、識別知識としてあらかじめ読み込まれている。G2では、受け取ったデータ特徴をこのニューラルネットワークの入力として出力を計算して、その結果を画面上に表示する。それぞれの認知状態に対応するニューラルネットワークからの出力の大きさは、推定結果の一つの確からしさの指標であると考えられるので、この値を視覚的に表現するように工夫している。

5. 結 果

5.1 認知状態誘導実験の実施と結果

3名の被験者(工学部学生男子 以下 $\beta 1, \beta 2, \beta 3$)を利用して、2.2節で述べた内容の認知状態誘導実験を実際に行い生理データの測定を行った。また、安静時のデータ測定(10分間)を実験の前後に行い基準値算出の根拠とした。それぞれの誘導実験は複数回の試行(5回~30回)を繰り返してもらいデータを収集した。実験に当たっては事前に内容に関して十分な説明を行っている。試行の繰り返しの初期の段階では、被験者の緊張や不慣れさの影響から測定データにノイズが多く観測されたため、最初の2割程度の試行のデータを除いたものを測定データとした。

当初の目的である特定の認知状態の誘導が成功しているか否かについては、つぎの二つの観点から判定し、誘導実験の目的が達成されたと判断した。

1) ビデオ記録および回顧報告の結果

実験後ビデオにより実験中の様子を観察し、誘導中は被験者は要求通り課題を遂行していたことを確認している。更に被験者に対して実験後回顧報告を行ってもらい、実験には真面目に取り組み、要求されたタスクには素直に従ったという回答を得ている。

2) 測定データの分布

特徴抽出のための基準値の補正に利用する各生理データの度数分布からも、間接的に認知状態誘導の妥当性が示唆される。例として**Fig. 5**に被験者 $\beta 3$ の(a)「動作」、(b)「記憶関連」時の各生理指標の定量値の出現頻度の度数分布を示す。この図より、双方の状態では明らかに異なった様相を示し、かつそれぞれの分布がでたらめでなくある値を中心に分布していることが観察される。また、これらの生理データの傾向は程度の差こそあれ各被験者で共通のものが多い。たとえば、「記憶関連」の場合は、瞬目数が多く、サックード数が少なく、呼吸数が多いという傾向が見られ、更にこの傾向は「長期記憶」と「短期記憶」の場合において共通である。この事実も認知状態の誘導が成功しており、誘導期間中はある一定の認知状態が支配的であったことを間接的に支持していると考

Fig. 4 Realtime data analysis on WS

(a) Motion

(b) Memory related

Fig. 5 Histogram of the physiological measures for different cognitive states

Table 2 Number of sample data

Subject	Cognitive State	Information Acquisition	Memory Related	Thought	Motor Action	Emotion	Others	TOTAL
$\beta 1$	Total Sample	38	54	103	49	4	1	249
	Extracted	10	6	4	16	4	1	41
$\beta 2$	Total Sample	35	62	27	56	8	1	189
	Extracted	10	14	1	8	8	1	42
$\beta 3$	Total Sample	29	65	16	49	6	1	166
	Extracted	3	7	5	10	6	1	32

えている。

ただし、「感情」の誘導を目的とした試行では、被験者が前に述べた誘導実験時の「仕掛け」をある程度予想していて、実際には何ら感情的な変化を生じなかった場合が多かったことが回顧報告のプロトコルから示され、半分程度の誘導は不成功に終わっている。しかし、誘導が成功している部分では生理指標に顕著な特徴(血圧の変動と大レベルのSPRの出現)が現れており、このような部分のデータを抜き出してサンプルデータとした。

以上より、認知状態誘導実験は当初の目的を達成し、各認知状態において特徴的な生理指標のサンプルデータの収集という目的を達成できた。

5.2 ニューラルネットワークによる知識獲得の結果

認知状態誘導実験の結果得られた各誘導認知状態と生理指標のデータから、3.2節で述べた方法により教師データを作成した。Table 2にそれぞれの被験者について各認知状態でのサンプルの総数、およびスクリーニング後のサンプル数を示す。これらの教師データをもとにして、各被験者ごとにバックプロパゲーションによる忘却学習を行い重み係数を計算した。学習の繰返しは3000回とし、(1)式における J_f が 5×10^{-2} 以下になれば学習成功とした。学習の結果、中間層の数は各被験者についてつぎのようになった。

$\beta 1$: 4個 $\beta 2$: 4個 $\beta 3$: 3個。

学習の結果得られたネットワーク係数(重み係数+閾

値)を利用して、認知状態の推定を行った結果を **Table 3** に示す。これは学習に利用した教師データに対して適用した結果で、学習の収束の良さから推測されるように、100%に近い正解率となっている。この結果は、認知状態による生理指標の現れ方の特徴を、学習したネットワークが十分高い精度で識別できることを示している。

参考のため、教師データを抽出した母集団(サンプル数は **Table 2** 参照)全てのデータを対象とした場合の推定結果を **Table 4** に示す。この結果は特定の認知状態に誘導されていると仮定される期間全てのデータに対して識別知識を適用して、誘導状態と推定結果が一致した割合を表わしている。横方向は誘導を試みた認知状態を表わし、縦方向は認知状態推定の結果を表わしており、対角項成分が誘導状態と推定結果が一致している割合を表わしている。この結果から、つぎのようなことがいえる。

1. 対角項成分が支配的であることから、ニューラルネットワークにより表現されている識別知識は、適

切に認知状態を識別していることが示唆される。

2. 誘導されたものとは異なった認知状態と分類された場合も見受けられるが、その場合は「感情」に分類される場合が多く、これは認知プロセスでは「感情」要因の付随的な生起が不可避であることを示唆しているようである。特に、誘導状態が「思考」の時「感情」と分類される場合が多いが、「思考」に伴う情動要因の同時生起が生理データに反映されているようである。
3. 「動作」時のデータを「情報取り込み」と分類している場合が多いのは、誘導実験で「情報取り込み」と「動作」が連続しているタスクが多いので、3秒ごとのサンプリングではその分離が不十分であることを示唆している。

5.3 推定システムのリアルタイム処理機能の検証

本研究でのリアルタイム処理を実現するには3秒分のデータの「測定・AD変換」→「データ転送」→「データの読み込み」→「特徴抽出」→「状態推定」→「結果表示」という処理が3秒以内に収まることが必須条件となる。以下、データ処理における処理時間の検討と、実際に行ったリアルタイム処理実験の結果を示す。WSの環境としてはSUN Sparc Station 2+Open Windowsで、通常のデーモンは走らせたままにしておいた。

3秒間に処理しなければならないデータの大きさは

Table 3 Results of the cognitive state estimation for the training data set

Subject		Correct Estimation Ratio	Number of Training Data
Subject	$\beta 1$	95.0%	41
	$\beta 2$	97.6%	42
	$\beta 3$	100%	32

Table 4 Results of the cognitive state estimation for all the data during controlled experiments

Evoked State	Estimated State	Information Acquisition	Memory Related	Thought	Motor Action	Emotion	Others
	subject						
Information Acquisition	$\beta 1$	57.1	0.0	0.0	34.3	5.7	2.9
	$\beta 2$	50.0	0.0	0.0	31.3	12.5	6.3
	$\beta 3$	30.8	7.7	26.9	3.8	26.9	3.8
Memory Related	$\beta 1$	5.8	80.8	1.9	1.9	3.8	5.8
	$\beta 2$	10.0	60.0	0.0	6.7	18.3	5.0
	$\beta 3$	0.0	35.5	6.5	11.3	45.2	1.6
Thought	$\beta 1$	8.0	8.0	38.6	20.5	9.1	15.9
	$\beta 2$	3.7	0.0	25.9	11.1	59.3	0.0
	$\beta 3$	6.7	0.0	46.7	0.0	46.7	0.0
Motor Action	$\beta 1$	14.9	0.0	0.0	66.0	12.8	6.4
	$\beta 2$	24.1	9.3	0.0	48.1	14.8	37.0
	$\beta 3$	10.2	8.2	14.3	32.7	24.5	10.2
Emotion	$\beta 1$	0.0	0.0	0.0	0.0	100	0.0
	$\beta 2$	0.0	0.0	0.0	0.0	100	0.0
	$\beta 3$	0.0	0.0	0.0	0.0	100	0.0
Others	$\beta 1$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100
	$\beta 2$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100
	$\beta 3$	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100

%

Fig. 6 Example of display image of the realtime cognitive state estimator

(データ 1 ch 当たりのバイト数: $B(\text{byte}) \times \text{データチャンネル数} \cdot N(\text{ch}) \times \text{生理データサンプリング周波数}: X(\text{Hz}) \times \text{状態推定間隔}: Y(\text{秒})$) 程度である。今の場合, $B(\text{byte})$ は表現するのが整数値であり 2 バイトで十分, $N(\text{ch})$ は測定する生理データの種類によるが余裕を見て 12(ch), Y は 3 秒としている。そこで問題はサンプリング周波数 $X(\text{Hz})$ の設定であるが, 最大サンプリング周波数 (10 kHz), NFS の転送速度 (1 MB/sec 以上), WS での HDD へのデータの書き込速度 (数 MB/sec 以上) を考慮すれば, 1 番ボトルネックとなるのはフィルタリング処理を繰返し行う必要がある特徴抽出の部分であると予想された。予備的検討の段階で, サンプリング周波数を 250 Hz に設定した場合, 特徴抽出処理が 3 秒の状態推定間隔に追従できなかった。結果として, 特徴抽出部分においてデータ処理の効率化(各生理指標の値の常識的範囲を仮定してデータを読み飛ばす)を行い, サンプリングレートを 100 Hz に設定することで, リアルタイム解析が可能であることを確認した。

Fig. 6 に認知状態推定の結果を表示する WS 上の画面の一例を示す。上部のウィンドウはその時点での生理指標のデータ特徴を表示し, 左下のウィンドウは認知状態推定の結果を示している。ニューラルネットワークの出力として与えられる各認知状態の可能性が四角の塗りつぶしの面積として示される。この画面は, その時点での生理指標の傾向に対応して 3 秒ごとに更新される。データレコーダに集録したアナログデータを入力として, リアルタイム解析の検証実験を行い, オフラインで得られている結果と同様の結果が, リアルタイムで得ら

れることを確認した。

6. 結 論

本論文では, 「生理指標による認知状態推定」の研究の発展として行った研究の成果について述べた。特定の認知状態時の生理指標を測定するために, 認知状態誘導実験を導入した。つぎに, 得られたサンプルデータから生理指標のパターンと認知状態の関連を示す識別知識を系統的に獲得する方法として, 忘却を含むニューラルネットワークの利用を検討した。学習の結果得られたネットワークを用いることで, 高い精度での認知状態の推定が可能であることを確認した。以上の解析の手法をリアルタイム処理で行うシステムを開発し, データ処理実験を通じてリアルタイム認知状態推定が可能であることを確認した。以上の手法, およびシステムの開発を通じて, 「生理指標による認知状態推定」の精度の向上, およびリアルタイム化を実現した。

今後の研究の方向としてはつぎの二つを予定している。第 1 に, より実際の状況での人間の認知状態の推定である。誘導実験の結果を利用して, 実際にプラントの運転・診断などの複雑なタスクを行っている際の運転員の認知状態を推定し, これまでは間接的な手段でしか推定されていない人間の認知過程に関するモデルの検証を行う予定である。第 2 に, リアルタイム化の理由の一つである相互協調インタフェースの実現である。人間の状態をインタフェースにフィードバックさせる制御機構には今後詳細な検討が必要であろうが, 人間-機械系の中で人間の状態を直接機械側に提供する手段となる本手法

は、人間と機械の協調を実現する上での有効な基礎を与えるものであると筆者らは考えている。

本研究を進めるに当たり、専門的見地より御議論頂いた東京電力(株)原子力研究所の河野龍太郎主任研究員に感謝致します。本研究の実施に当たり御支援頂きました(財)原子力発電技術機構ヒューマンファクターセンターの古田富彦氏に感謝致します。

参 考 文 献

- 1) 行待, ほか: ヒューマンファクターの最近の話題, 日本原子力学会誌, 35-3, 5/28 (1993)
- 2) 稲垣, ほか: ミニ特集 人間中心の自動化システム, 計測と制御, 32-3, 181/212 (1993)
- 3) 淵一博(Ed.): インターフェースの科学, 共立出版 (1987)
- 4) 加藤, ほか: FBR内検査環境へのVR適用, 第8回ヒューマンインタフェースシンポジウム論文集, 461/466 (1992)
- 5) 河野, ほか: BWR安全性に及ぼすヒューマンファクタの研究(Phase III)その4 -運転員パフォーマンスの定量評価手法の開発-, 日本原子力学会 1992 年秋の大会予稿集, p. 284 (1992)
- 6) C. B. O. Holmstrom: Continued Experimental Evaluations of a Diagnostic Rule-based Expert System for the Nuclear Industry, Proc. of International Conference on Design and Safety of Advanced Nuclear Power Plant, 3-34, 2-1/7. (1992)
- 7) 河野, ほか: BWR安全性に及ぼすヒューマンファクタの研究(Phase III)その2 -運転クルー挙動分析手法の開発-, 日本原子力学会 1991 年秋の大会予稿集, p. 393. (1991)
- 8) J. L. アンドレアッシ: 心理生理学, ナカニシヤ出版 (1985)
- 9) 大須賀, ほか: 生理反応を用いたソフトウェアツールの評価, 計測自動制御学会ヒューマン・インタフェース部会 News & Report, 7-3, 373/376 (1992)
- 10) 鈴木, ほか: 精神作業負荷による血圧変動特性のスペクトル解析による評価, 第8回ヒューマン・インタフェースシンポジウム論文集, 471/474 (1992)
- 11) 吉川, ほか: マンマシンシステムにおける人間の認知情報処理特性に関する基礎研究, システム制御情報学会論文誌, 3-9, 261/276 (1990)
- 12) 吉川, ほか: 心理生理データによる認知行動の状態推定,

システム制御情報学会論文誌, 5-5, 167/182 (1992)

- 13) S. K. Card: The Psychology of Human Computer Interaction, Lawlence Erlbaum Associates (1983)
- 14) D. E. ルーメルハート: 人間の情報処理, サイエンス社 (1977)
- 15) 田多, ほか: まばたきの心理学, 北大路書房 (1991)
- 16) 石川真澄: 忘却を用いたコネクションistモデルの構造, 人工知能学会誌, 5-5, 71/79 (1990)

[著 者 紹 介]

高 橋 信 (正会員)

1991 年, 東北大学工学研究科原子核工学専攻博士課程修了。92 年京都大学原子エネルギー研究所助手として赴任。原子炉システムのマンマシンシステム, 異常診断などへの知識工学的手法の応用に関する研究に従事。日本原子力学会, 人工知能学会, 情報処理学会などの会員(工学博士)。

北 村 雅 司

1993 年, 京都大学工学部電気工学第二専攻修士課程修了。同年三菱電機(株)制御製作所に入社。在学中はマンマシンシステムへの認知科学的手法の応用に関する研究に従事。

吉 川 栄 和 (正会員)

1970 年, 京都大学工学研究科博士課程修了。同年同大学工学研究所助手。74 年動燃事業団勤務。81 年京都大学原子エネルギー研究所助教授を経て, 92 年同教授。原子力安全性およびマンマシンシステムの研究に従事(工学博士)。