
人間と情報システムの整合をはかり安全性を向上するための計測と解析の方法論に関する研究

Measurement and analysis of matching between man and information processing systems to improve reliability

代表研究者	東京大学医学部教授 齋藤正男 Prof., Faculty of Medicine, Univ. of Tokyo	Masao SAITO
協同研究者	東京大学医学部助教授 渡辺 瞭 Assoc. Prof., Faculty of Medicine, Univ. of Tokyo	Akira WATANABE
	東京大学医学部助手 池田研二 Instructor, Faculty of Medicine, Univ. of Tokyo	Kenji IKEDA
	日本大学医学部教授 谷島一嘉 Prof., Faculty of Medicine, Nihon Univ.	Kazuyoshi YAJIMA
	東京大学工学部助教授 原島 博 Assoc. Prof., Faculty of Eng., Univ. of Tokyo	Hiroshi HARASHIMA

In order to improve man-computer communication in terms of the degree of informational matching, two methods have been developed: monitoring of the arousal level by blinking pattern analysis and an information-theoretical approach to human memory modeling. In order to see the relationship between the arousal level and blinking pattern, an experiment of monotonous auditory task was performed, in which capicito-oculograms (blinking), as well as electroencephalograms and task performance, were measured. It has been found that the maximum of blink grouping occurs at around the onset of drowsiness, which enables us to monitor the arousal level during work. Another important factor in man-computer communication is the way of feeding information into the human brain as efficiently as possible. The terminal device has to match not only the human input characteristics, but also the human memory system. A quantitative model of the information transfer from the sensory information storage (SIS) to the short-term memory (STM) has been constructed, which consists of basic equations including eight parameters. The validity of the model was examined experimentally by using a character display. The values of the parameters contained in the model were estimated on the basis of the experimental results and the data available in the literature. The characteristic curve of the information transfer efficiency calculated from the theoretical model has been found to agree with that obtained from the experiments. Although these methods are primarily concerned with the behavior of human operators, they will help us to assess the ergonomic design of the terminal devices.

研究目的

情報システムの安全性は、人間と機械との情報交換の円滑さの程度に依存し、またこれは、一方では人間の精神機能レベル（以下、機能レベルと略す）、他方では機器の操作・表示機構と人間との

整合性（以下、機器の整合性と略す）に依存する。機器の整合性も、結局は人間の機能レベルの変化を介して計測されるものであるから、人間側の問題が基本である。従来、この問題に関する研究は、実際のな面からの断片的な成果はいくつか発

表されているが、それらはまだ基礎的な見地から体系化されていない。

本研究は、人間の生理・心理的要因を掘り下げることによって、その機能レベルの実用的な計測・評価法を開発し、また、その結果を情報端末設計の人間工学的評価法として応用することを目的としている。人間の機能レベルに関係する要因として、覚醒レベルおよび認知・記憶特性を取り上げる。その理由は、覚醒レベルは人間の機能レベルの変化を表すものであり、認知・記憶特性は、情報入力に過負荷の際の人的過誤の原因として重要なものであるからである。

以下に瞬目発生パターンの変化により覚醒レベルの低下を検出する新しい方法、および情報端末操作時を想定した人間の認知・記憶特性のモデル解析について述べる。

研究成果

1. 瞬目発生パターンによる覚醒レベル評価法

1.1 はじめに

覚醒レベルが低下し眠気状態に至ると、作業能率の低下や作業ミスが生ずるおそれがある。従来、覚醒レベルは脳波の α 波の減弱の程度、あるいは β 波と α 波の出現率の比から推定されてきた。この方法は信頼性は高いが、頭皮上への電極装着による煩雑さ、被験者の心理的・身体的な負担などから、その応用範囲は制限を受ける。

本論文では、覚醒レベル評価のなかで最も重要な眠気状態検出の指標を与えることを目標として、瞬目発生パターンの変化と、脳波パターンやパフォーマンスの変化との相関関係に基づき、瞬目の群発発生が、覚醒レベル低下の警戒状態である眠気状態にほぼ対応することを実験的に示す。またこの特性に基づいて開発した覚醒レベルモニタ装置の概要を述べる。

1.2 実験方法

ここでは長時間にわたり被験者に精神的な作業負荷を課し、これによって生じる覚醒レベルの変化と、瞬目発生パターンの変化を測定した。

被験者に与えた作業負荷は、30~40分にわたるモールス信号状の符号音の識別である。モールス符号音はA, B, Cの3種で(図1)、周波数は

Code Name	Pattern
A	— — — —
B	- - - - -
C	— - - -

図1 実験に用いたモールス符号音のパターン。

1 kHz を使用し、毎分 25 字の速さでランダムに発生した。被験者は実験中ヘッドホンを装着し、符号音を連続して識別して、プッシュボタンスイッチにより返答を行なった。測定項目は脳波、瞬目、パフォーマンス(返答内容)の3項目とした。なお、被験者は満 22~26 歳の男子 4 名である。

脳波は、頭頂部からの単極誘導により測定し、 α 指数(α 波の出現している時間の比率)、あるいは α 波と β 波のパワーの比(以下 β/α と略す)を求めた。

瞬目の測定には、筆者らが開発した COG 法(capacito-oculography)を用いた。COG は、図

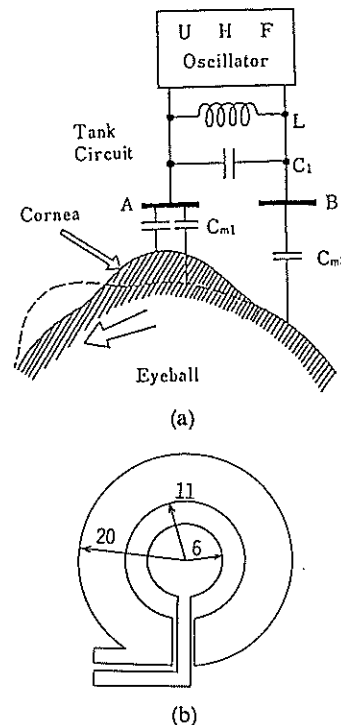


図2 COG電極。(a)測定原理、(b)電極の形状(単位はmm)。

2のように、ゴーグルのプラスチックレンズ面に厚さ約 $0.01\ \mu\text{m}$ の半透明の金蒸着膜電極を接着し、この電極と眼球や眼瞼などの突出部分との距離変化による空間静電容量の変化によって、約 $750\ \text{MHz}$ の UHF 波に直接周波数変調を施すものである。COG は皮膚電極を必要とせず、テレメータ方式であるため被験者の負担は軽く、またゴーグルを使用しているため、自動車などの走行中の振動による雑音も無視できる程度である。

パフォーマンスの変化としては、1分間の符号音識別不能返答数の全返答数に対する比率を求め、これを識別不能率とした。被験者の返答には、プッシュボタンスイッチを4個用い、符号音の種類 (A, B, C)、あるいは識別不能のいずれかのボタンを選択させた。

この種の作業は単調作業の類型に入るものと考えられ、作業自体はさほど疲労をもたらすものではないが、ほとんどの場合、眠気による覚醒レベル低下がみられた。

1.3 実験結果

覚醒レベルの変動は、脳波の α 波の変化から最もよく知ることができる。図3に作業中の α 指数の変化を示す(被験者4名の平均)。ここでは、作業開始の2分後の値を1として正規化して示している。同図よりいずれの被験者についても、作業開始と同時に α 波が増大し、覚醒レベルが低下していることがわかる。

図4に、COG と EOG によって測定された作業中の瞬目波形を示す。COG では、瞬目は逆極性の波が継起するという特徴的な波形を示すので、通常の眼球運動と容易に区別できる。また、図5に瞬目間隔の変化を示す(被験者4名の平

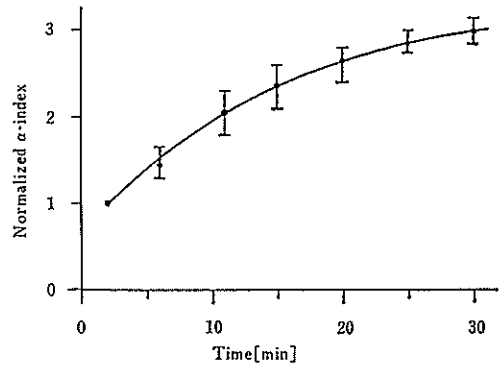


図3 脳波の α 指数 (正規化値) の変化。

均)。ここでは、瞬目発生間隔のパターンを次の3型に分類し、その時間的経過を示している。

A型: 発生間隔 1秒未満

B型: 発生間隔 1~5秒

C型: 発生間隔 5秒以上

これらのなかで、B型は通常の生理的な瞬目に相当するもので、個人差を考慮して上記のような発生間隔の範囲を設定した。他の二つの型は、B型よりも間隔の短いもの(A型)と、長いもの(C型)である。同図より、作業時間の経過とともに通常の瞬目(B型)が減少し、間隔の長い瞬目(C型)が増加していく傾向があることがわかる。さらに、作業開始後10~25分の間、間隔の短い瞬目(A型)が高頻度で発生していることもわかる。

間隔の短い瞬目(A型)の発生間隔のパターン変化をよりめいりょうに知るため、瞬目の群発を定義する。ここでは、発生間隔が1秒未満の瞬目が連続して3回以上(発生間隔で表すと2回以上)発生した場合を、瞬目の群発とした。群発回数

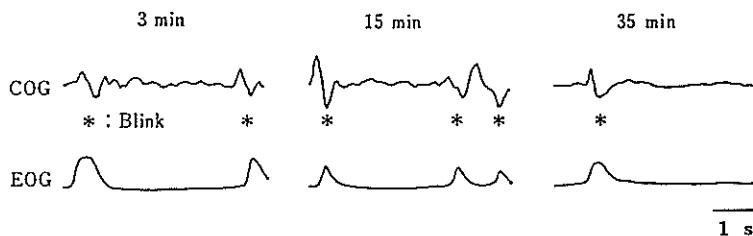
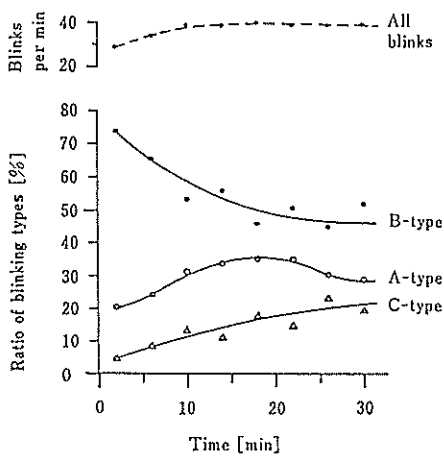


図4 COG および EOG (垂直誘導) によって測定した瞬目波形の変化。



A-type (short interval) : less than 1 s
 B-type (normal interval) : 1-5 s
 C-type (long interval) : more than 5 s

図5 瞬目間隔の変化。

は、その群に含まれる間隔の数で数えており、単位時間内の群発回数を群発発生数と呼ぶことにする。

各被験者に対する実験結果を図6に示す。同図では各被験者ごとに、脳波の α 指数、瞬目の群発発生数、返答の識別不能率の変化を示した。 α 指数は前述のように作業開始2分後の値で、群発発生

数はその最大値で、時間は最大群発発生時点で、それぞれ正規化した。時間軸については実時間も併記した。参考のため、被験者 #1については、 α 波と β 波のパワーの比 β/α も示した。同図から、個人差はみられるものの、 α 指数、群発発生数、識別不能率の時間的な変化がよく似た傾向を示していることがわかる。すなわち、作業開始後10~25分の中に、 α 指数は覚醒時の2~3倍に増加し、識別不能率は急激な増加を始めるが、このとき、瞬目の群発発生数は最大値を示している。

従来、覚醒レベル評価の際に用いられてきた脳波やパフォーマンスの変化は、その特性が時間に対して漸減あるいは漸増する傾向を示していた。これに対して、瞬目発生パターンは覚醒レベルが低下して眠気状態に至ると、時間的な個人差はみられるが、群発発生数が最大値をとる。このような特性を示すということは非常に特徴的であり、眠気状態検出に有効に利用できると考えられる。

1.4 覚醒レベルモニタ装置

前述の瞬目発生パターンの解析に基づき、その最大群発発生時点を検出して警報を発する装置を開発した。図7にこの装置のブロック図を示す。まず、入力信号は波形整形され、1回の瞬目に対

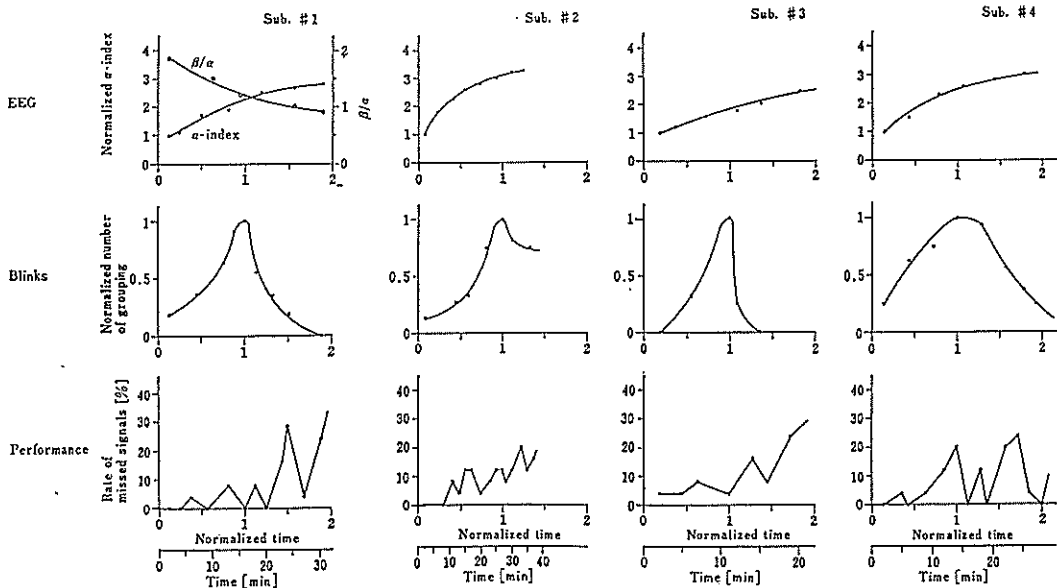


図6 各被験者ごとの脳波、瞬目群発、パフォーマンスの変化。

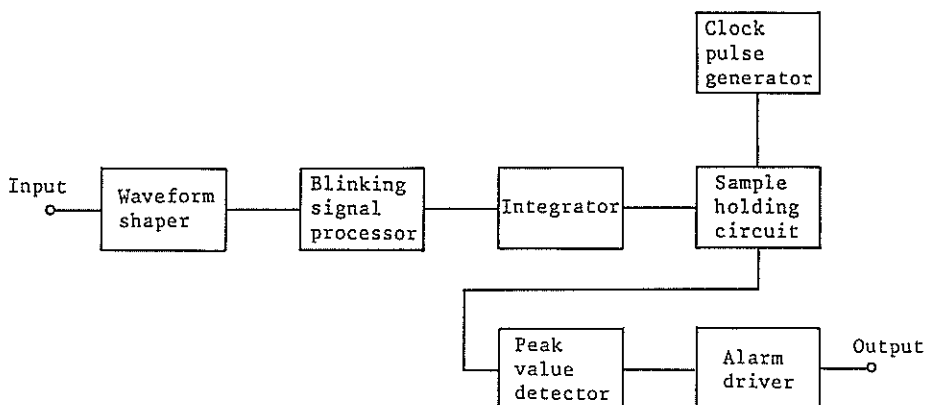


図 7 覚醒レベルモニタ装置のブロック図。

して一つのパルスが発生する。次に、このパルス列の中から群発に相当するものだけを選別し、これを群発発生数に比例する幅を持つ一つのパルスに整形する。このパルスは、積分回路によりその幅が電圧の大きさに変換される。この変換は 1/60 Hz のクロックパルスによって行なわれ、その値は毎分 1 回サンプルホールドされる。このホールドされた値はピーク値検出回路によって監視され、もし群発発生数とその前の 1 分間のそれを下回ったときには、最終段のアラームドライバが動作する。

この装置は、比較的単純な回路によっているため小形化することが可能で、その大きさは電池を含めて約 80×70×50 mm 程度である。この程度の寸法であれば作業者が携帯しても、動作に影響を与えることは少ない。ただし、ここで示した方式の場合、群発発生数が最大値を示しても、アラームドライバが動作するのは 1 分後となる。多くの場合、1 分という時間遅れは危険なものではないが、この点の改良は今後の課題の一つである。

以上まとめると、単調作業時の瞬目発生パターンの変化を、脳波およびパフォーマンスの変化と比較した結果、瞬目の群発発生数が最大値を示す時点が、眠気状態にほぼ対応することを見いだした。この特性に基づき、眠気状態を自動的に検出して警報を発する装置を開発した。この方法を産業現場に応用すれば、眠気による作業中の事故などを未然に防止できるのではないかと考えられ

る。

2. SIS から STM までの情報伝達の定量的モデル

2.1 はじめに

情報端末の最も重要な役割の一つは、情報を機械から人間の脳へできる限り効率的に送ることである。このためには、人間の入力特性だけでなく、脳の情報処理特性をも考慮する必要がある。人間の情報処理は記憶システムの中で行なわれているので、記憶システムの動作特性がきわめて重要になる。人間の記憶システムについては、認知心理学の分野でよく研究されているが、そこで扱われているモデルはかなり定性的なもので、せいぜいシステム各部の実験結果に基づいた実験式が得られている程度である。人間の情報端末操作時には、記憶システム全体が作動しており、各部の実験式が得られただけでは、システム動作のシミュレーションも予測もできない。情報端末の整合性設計に応用するためには、人間の記憶システムの定量的モデル、しかもシステム全体のシミュレーションと予測が可能で、実験式よりもより本質的な式を含んだモデルが要求される。

本研究は、人間の記憶システムの中でも長期記憶 (LTM) を除いた部分、すなわち感覚情報貯蔵 (SIS) から短期記憶 (STM) に至るまでを対象に、基礎方程式を含んだ定量的モデルを構成し、LTM があまり関与しないような端末作業に応用することを目的とする。

2.2 人間の記憶

図8は認知心理学の分野で広く受け入れられている人間の記憶システムのブロック図を示す。人間の記憶システムは三つの部分、すなわち SIS, STM, LTM に分けることができる。SIS の記憶容量は非常に大きく、外界から入る情報の大部分はここに一時的に保持されるものと考えられる。SIS の情報保持時間は大変短く、視覚情報の場合1秒以内である。図9は利用できる文字数の時間的な減衰を示したもので、Sperling により報告されたものである。複数個の英字が短時間、同時に提示された時、SIS 中の利用できる文字は提示後時間とともに減少する。ただし、途中で平坦になるのは、一部 STM に転送されるためである。この現象は SIS 中に貯えられた各文字の情報が失われていくことに帰因すると考えられる。図9の減衰曲線は指数関数で近似することができ、その時定数は約 150 ms である。ただし、SIS に情報が送られる時には、その時定数はかなり小さいことが知られている。

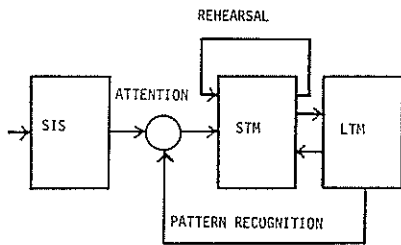


図8 人間の記憶システムのブロック図。

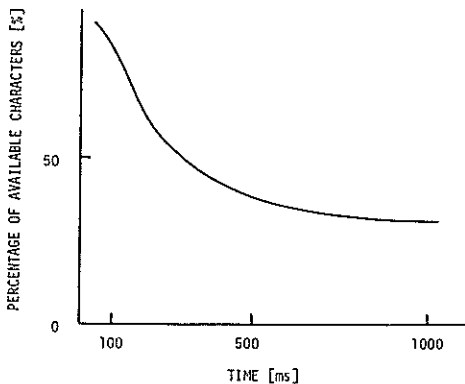


図9 SIS 内の利用できる文字数の時間的減衰。

SIS から STM への情報伝送は注意とパターン認識の過程によって行なわれる。すなわち、SIS 中の文字は注意の過程により、一つ一つ選択されて取り出され、その後パターン認識の過程により意味づけされて STM へ転送される。SIS が文字のイメージを保持するのに対して、STM は主として文字の説明あるいは概念を保持する。図10はパターン認識の文字提示時間に対する依存性を示し、やはり Sperling により得られたものである。25個の英字が短時間同時に提示された時、認識される文字数は初めのうち提示時間にほぼ比例して増加する。増加率は10msあたり1文字程度である。

ところで、STM に保持できる項目数は7項目

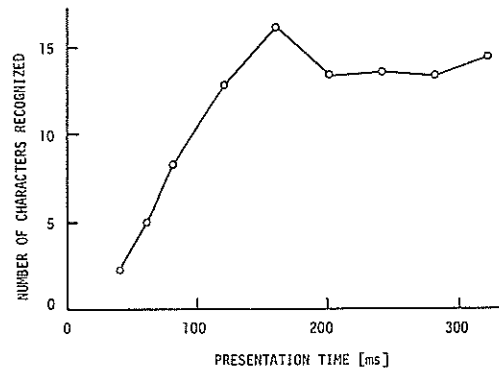


図10 パターン認識の提示時間に対する依存性。

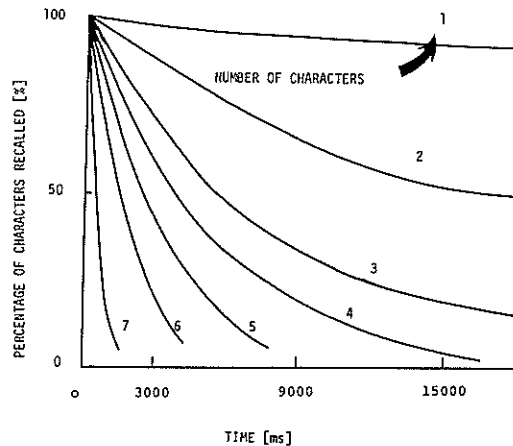


図11 STM からの再生率の時間的減衰。

ぐらいが限度であることが既にわかっている。したがって各項目が持つ情報量が多いか少ないかにより、STM に保持できる最大の情報量も変化することになる。そのため、STM の記憶容量をいう時、項目数で考えるのが普通である。情報のSTM での保持時間は比較的短い、これは STM 内にある項目の数によってかなり変化する。図 11 は項目の STM からの再生率の時間変化を示したもので、Melton により報告されたものである。図中の各曲線上の数字は項目数を表している。項目数が増加すると、再生率も速く減衰するようになる。この現象は STM 中の各項目の受動的崩壊と相互干渉によるものであることがわかっている。ただし受動的崩壊は相互干渉に比べてわずかなもので、主たる原因は相互干渉である。先に STM に入った項目から後に入った項目への干渉を順向干渉といい、その逆の場合を逆向干渉という。

STM での項目間の干渉度は一定ではなく、いろいろな要因により変化する。項目の間の類似度はそれらの要因のうちの一つで、二つの項目が類似していると、干渉度が大きくなることが実験的に明らかにされている。図 11 の中の各曲線もやはり指数関数により近似することができ、1 項目の場合時定数は 200 秒ぐらいである。

STM にはリハーサルという情報をいつまでも保持できる機構が備わっているが、リハーサルはまた、STM 中の情報を LTM に転送する役割も持っている。LTM の情報保持時間と記憶容量はほとんど無限であると考えられる。

2.3 定量的モデルの構成

我々が構成したモデルはかなり一般的な場合に適用できるが、ここでは、CRT ディスプレイ上に項目が短時間提示される場合に議論を限定する。そこでまず、それぞれ n 個の項目を並べた m 枚の画面がディスプレイ上に継時的に現れるものとする。各画面はイメージとして SIS の中に貯えられるのであるが、その際一つ前の画面の項目と重なる時は、その項目のイメージは SIS の中から瞬間的に消去されるとする。図 12 は SIS を並列レジスタでモデル化したものである。一つの項目はこのレジスタ上のある領域を占有するものとす

る。画面が 1 枚だけの場合 ($m=1$)、その領域におけるパターンは画面提示中は変化しないが、提示後時間とともに徐々に変化し、このパターンの変化によりその項目の情報量が失われていくものとする。図の中の $I_i^{(k)}$ は k 番目の画面中の i 番目の項目が SIS の中に入る時持っている情報量を示す。 $U_i^{(k)}$ はその項目が SIS に入った後 SIS 中で持っている情報量を示す。 $I_i^{(k)}, U_i^{(k)}$ は一般に時間の関数とする。また、レジスタの記憶容量は十分大きく、入力情報はほとんどすべて保持できるものとする。

次式は図 9 に示した実験結果に基づいて構成した SIS の基礎方程式である。

$$\frac{d}{dt} U_i^{(k)}(t) = \frac{1}{\mu} (I_i^{(k)}(t) - U_i^{(k)}(t)) \quad (1)$$

$$\mu = 0.15$$

$$I_i^{(k)}(t), U_i^{(k)}(t) \geq 0$$

$$i = 1, \dots, n$$

$$k = 1, \dots, m$$

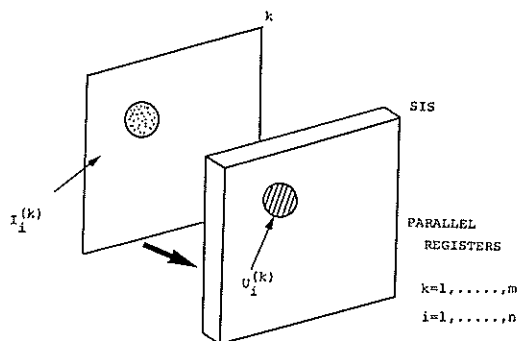


図 12 SIS のモデル。

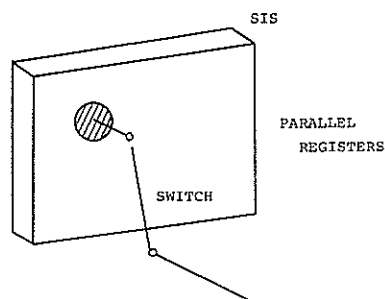


図 13 注意のモデル。

画面が1枚だけの時 ($m=1$), SIS の中に保持されている全情報量 U は次の式で与えられる。

$$U(t) = \sum_{i=1}^n U_i(t) \quad (2)$$

各項目のイメージとしての情報量がすべて等しいとし、それを C とするなら、SIS 中の利用できる項目数 M は次式で与えられる。

$$M(t) = \frac{U(t)}{C} \quad (3)$$

利用できる項目の割合は $M(t)/n$ となり、これが図9に対応する。

次に注意の過程は、図13に示すように1個のスイッチでモデル化する。スイッチは、レジスタ上の一つの項目が占有する領域から情報を十分に取り込んだ後、別の領域に移り、そこからまた情報を取り込む。この動きは一般にランダムであるとする。ここで、一つの項目が持つイメージとし

ての情報量はその項目が占有するレジスタ上の領域の面積に大体比例するものとする。

パターン認識は大きく特徴抽出の過程とカテゴリー化の過程に分けることができる。注意の過程を通して取り込まれた一つの項目の情報は、まず特徴抽出が行なわれる。この処理は並列処理であることが既にわかっている。図14は特徴抽出とカテゴリー化の過程の関係を示したものである。特徴抽出は一般に階層構造をなしていると思われる。

図10に示された実験結果から、一つの項目についてパターン認識を行なうためには、その項目を10ms提示しなければならない、つまりその項目を10msの間SISの中に保持しなければならないことがわかる。このことは、注意の過程を通して、一つの項目の情報が完全にSISより取り込まれるのに10msの時間を要することを意味してい

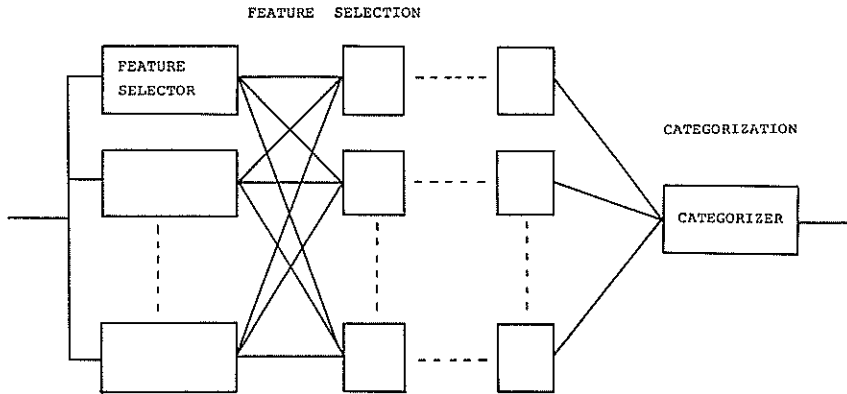


図14 特徴抽出とカテゴリー化。

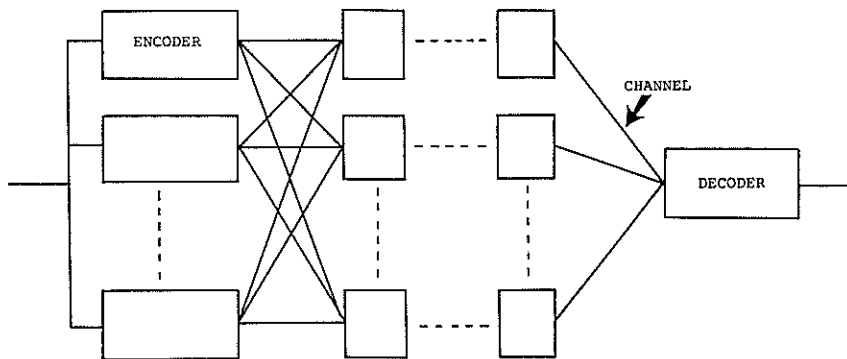


図15 特徴抽出とカテゴリー化のモデル。

る。この時間は特徴抽出とカテゴリー化過程における情報処理速度に帰因するものと思われる。

図 15 は特徴抽出とカテゴリー化の過程を通信系としてモデル化したものである。特徴抽出器を符号器、カテゴリー化器を復号器とした。また、最終段の特徴抽出器とカテゴリー化器の間を通信路とした。図 16 は複数個の符号器と通信路をそれぞれ一つにまとめたモデルである。10 ms で一つの項目の全情報が取り込まれるということは、このモデルでいけば通信路を通して 10 ms で最大 1 項目分の情報が伝送できるということになる。すなわち、この通信路の通信路容量 A は $100C$ である。これは C の大小により変化するが、それは複数の通信路を 1 本にしたためである。

ところでパターン認識の過程を通して、情報の質は変化を受ける。SIS 中のイメージ情報は特徴抽出により特徴情報となり、カテゴリー化の過程で概念情報に変換される。そこで一つの項目の持つイメージ情報の量を C としたのに対して、その項目の持つ特徴情報の量を D 、概念情報の量を E とする。そうすると、通信路容量 A は $100C$ より $100D$ としたほうが妥当である。図 16 における J_p は符号器を通して p 番目に符号化（特徴抽出）される項目が、1 秒間に符号化されるイメージ情報の量を示す。 K_p は同じ項目が復号器

を通して 1 秒間に復号化（概念化）される特徴情報の量を示す。 J_p と K_p はともに時間の関数である。

パターン認識時間に関しては多くの研究があるが、英字の場合は 100 ms ぐらいである。これは主として情報が SIS まで伝送される時間、符号器で特徴抽出される時間、通信路を伝送される時間、復号器で概念化される時間を合計したものであると考えられるが、モデルでは簡単のためにパターン認識時間は通信路を情報が伝送される時間 τ に対応するとする。

以下の議論では、 D と E は各項目について同じであるとし、概念化された情報はただちに STM の中にインプットされるとする。また、 p 番目の項目の STM 内における概念情報の量を V_p とし、パターン認識率 π_p 、再生率 A_p は V_p に比例するものとする。そうすると以下のようなパターン認識の基礎方程式が得られる。

$$J_p(t) = \begin{cases} 0 & U_i^{(k)}(t) = 0 \text{ または} \\ & U_i^{(k)}(t) \leq V_p(t) \\ 100C & U_i^{(k)}(t) > V_p(t) \end{cases} \quad (4)$$

$$p = n(k-1) + i, \quad 1 \leq p \leq nm$$

$$A = 100D \quad (5)$$

$$K_p(t) = \frac{D}{C} J_p(t - \tau) \quad (6)$$

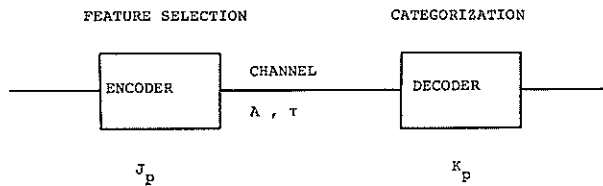


図 16 パターン認識のモデル。

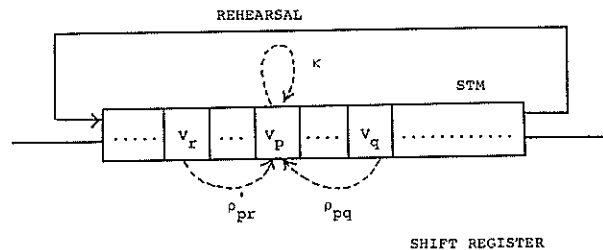


図 17 STM のモデル。

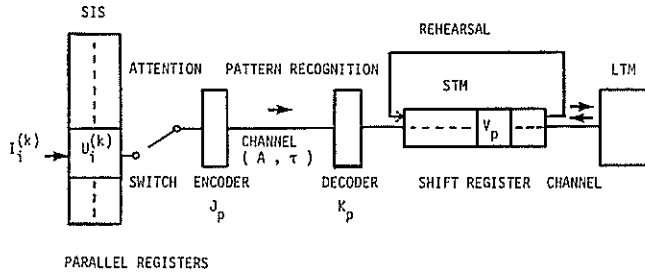


図 18 SIS から STM までの情報伝達の定量的モデル。

$\tau=0.1$ [s] (英字の場合)

$$\pi_p(t) = \frac{1}{E} V_p(t) \quad (7)$$

$$0 \leq V_p(t) \leq E$$

最後に、STM についてはシフトレジスタでモデル化する (図 17 参照)。STM と LTM との情報交換過程は低い伝送速度の通信路で表す。ここで STM 内の各項目の受動的崩壊係数を κ とし、どの項目についても同じ値であるとする。また、 q 番目の項目から p 番目の項目への順向干渉係数を ρ_{pq} 、 r 番目の項目から p 番目の項目への逆向干渉係数を ρ'_{pr} とし、次のような STM の忘却行列 F を定義する。

$$F = \begin{pmatrix} \kappa & \rho'_{12} & \rho'_{13} & \cdots & \rho'_{1u} \\ \rho_{21} & \kappa & \rho'_{23} & \cdots & \rho'_{2u} \\ \rho_{31} & \rho_{32} & \kappa & \cdots & \rho'_{3u} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{u1} & \rho_{u2} & \rho_{u3} & \cdots & \kappa \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$u = nm$$

$$\kappa = 0.005$$

ここで ρ_{pq} 、 ρ'_{pr} に関して次のように仮定する。

$$\rho_{pq} = R_1 \exp \left\{ -(T_p - T_q)^2 / 2\sigma_1^2 \right\} \quad (9)$$

$$\rho'_{pr} = R_2 \exp \left\{ -(T_r - T_p)^2 / 2\sigma_2^2 \right\} \quad (10)$$

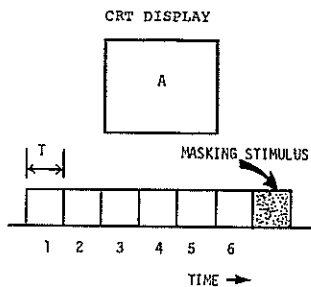


図 19 簡単な整合実験の手続。

T_p 、 T_q 、 T_r はそれぞれ、 p 番目の項目、 q 番目の項目、 r 番目の項目の STM への入力開始時刻を示す。 σ_1 、 σ_2 はそれぞれ順向干渉、逆向干渉における干渉の範囲を示す。

STM の基礎方程式として次式を仮定する。

$$\frac{d}{dt} V(t) = \frac{E}{D} K(t) - FV(t) \quad (11)$$

$$V(t) = \begin{pmatrix} V_1(t) \\ \vdots \\ V_u(t) \end{pmatrix}, \quad K(t) = \begin{pmatrix} K_1(t) \\ \vdots \\ K_u(t) \end{pmatrix}$$

$$V(t) = \sum_{p=1}^u V_p(t) \quad (12)$$

$$A_p(t) = \frac{1}{E} V_p(t) \quad (13)$$

$$N(t) = \sum_{p=1}^u A_p(t) = \frac{1}{E} V(t) \quad (14)$$

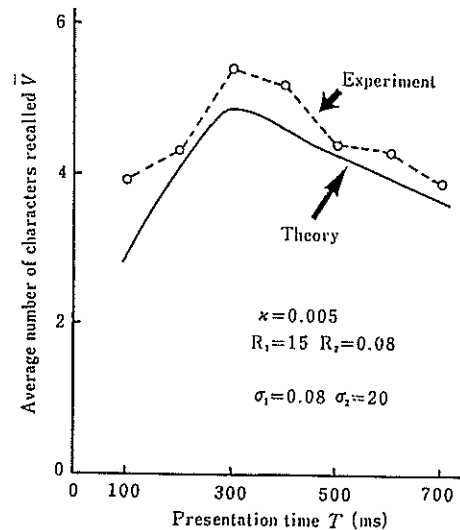


図 20 簡単な整合実験への適用。

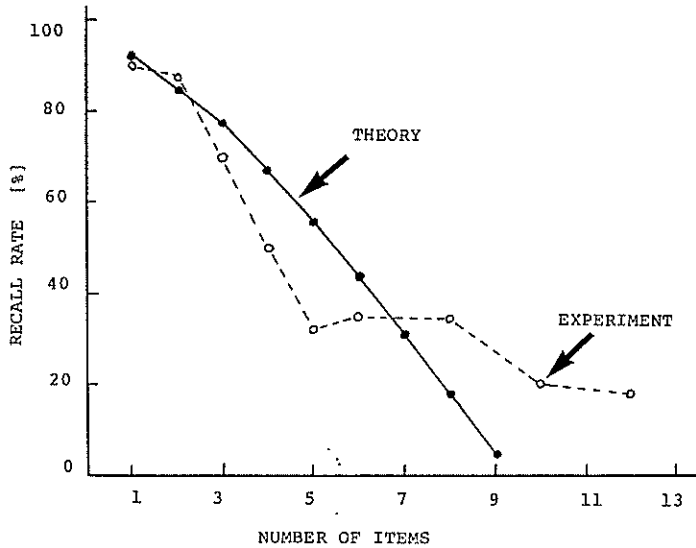


図 21 Waugh と Norman の実験 (1965) への適用。

ここで $V(t)$ は STM 内の各項目の情報量を示す STM の状態ベクトルであり、 $K(t)$ は STM への入力ベクトルである。 $V(t)$ は STM 内の全情報量を示し、 $N(t)$ は STM から再生される項目数の期待値を示す。図 18 は定量的モデル全体を示したものである。

2.4 簡単な整合実験への適用

図 19 は簡単な整合実験の手続を示す。6 個の英語のアルファベットが、CRT ディスプレイのスクリーン上の同じ位置に、1 個ずつ継時的に短時間提示される。各文字の提示時間は同じ (T) とし、 T を 100 ms から 700 ms まで変える。6 番目の文字の提示後はマスキング刺激を短時間提示し、被験者に覚えている文字をすべて報告させる。

図 20 は報告された平均文字数 \bar{V} とシミュレーション結果 $N(t_0)$ を示す。ただし、 t_0 はマスキング刺激を提示し終った時刻である。図から T が 300 ms 前後で \bar{V} が最大値となることがわかる。すなわち、この整合問題での整合条件は $T \sim 300$ ms である。実験により得られた特性はシミュレーションによっても得られ、 R_1 、 R_2 、 σ_1 、 σ_2 が図 20 に示された値をとる時、実験結果とシミュレーション結果は絶対値においても比較的近くな

る。

次に、以上四つのパラメータの値が妥当なものかどうかを検討するために、Waugh と Norman の実験に適用した。この実験は、STM 内の一つの項目の再生率がその後に入ってきた項目の数により、どのように変化するかを調べたものである。項目としてはアラビア数字を用い、1 字当たりの提示時間は 250 ms である。このような状況では主として逆向干渉が働くものと思われる。図 21 は、四つのパラメータの値を図 20 の場合と全く同じ値にしてシミュレーションを行なった結果と Waugh らの実験結果とを比較したものである。この図から両者はそれほど違わないことがわかる。

2.5 まとめ

SIS から STM までに関して、情報伝送の立場から定量的モデルを構成した。このモデルは 3 種類の基礎方程式を含んでおり、パラメータの数は合計 8 個である。この中の四つのパラメータは実験データよりその値を決定した。残り 4 個についてはまだ決定されていない。次に、本モデルの有効性の検討と、情報端末と人間との整合性の問題への応用の手始めとして、CRT ディスプレイを用いた簡単な整合実験を行なった。四つのパラメ

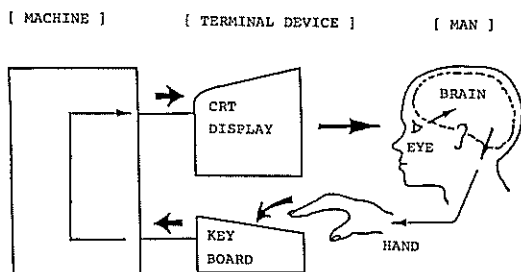


図 22 情報の流れ.

ータ値を適当に決めてやると、シミュレーション結果にかなり近づくことがわかった。これらのパラメータ値は他の実験においても比較的良い一致をもたらし、ほぼ妥当な値であると思われる。これらにより、本モデルの有効性もある程度確認できたと思われる。

今後の課題は、パラメータ値の妥当性および本モデルの有効性についてさらに検討を加えることと、入力系列を無意味つづりから単語系列に変え、文法がある場合、意味上の関係がある場合へと整合性の問題を拡張し、実際の端末作業に少しでも応用できるようにすることである。また、入力形式がある程度決まっている場合は、入力を変えながらいちいちシミュレーションをして最適入力を求めるより、最適化法（特に動的計画法）を用いた方がはるかに便利であるので、この点についても検討したい。

ところで人間の記憶システムのパラメータ値は

個人、疲労度などにより実際はかなり異なることが予想される。そこで最終的には、使用者側からのフィードバック情報を元にして、パラメータ値の変化を推定し、逐次最適化をはかっていくことが必要となろう。それと同時に、情報の流れを目から STM までと限定せず、図 22 のように人間-機械系全体の中でとらえ、そこでの整合性の問題が最終的に解決されなければならないであろう。

本研究は、東京大学医学部医用電子研究施設において、前半に関しては保坂良資博士、後半に関しては横井博一博士の全面的な協力の下に行なわれたものである。ここに両氏に対して感謝の意を表したい。

研究発表

- 1) 保坂良資, 渡辺 瞭: まばたき発生パターンを指標とした覚醒水準評価の一方法, 人間工学, 19 (3), 161-167 (1983).
- 2) 横井博一, 斎藤正男: SIS より STM への情報伝達のモデル, 電子通信学会技術研究報告, MBE 83-26 (1983).
- 3) 横井博一, 斎藤正男: 定量的記憶モデルの提案, 電子通信学会技術研究報告, MBE 83-94 (1984).
- 4) Yokoi, H. and Saito, M.: A mathematical model of human memory, Proc. 37th ACEMB, 191 (1984).
- 5) 横井博一, 斎藤正男: 人間と情報端末の整合性のモデル, 第 4 回医療情報学連合大会論文集, 372-377 (1984).