

短い人間乱数による診断可能性と指標の選定

三島 雅史[†] 田中 美栄子^{††}

人間乱数を認知症の早期発見に利用するには、比較的短い数列から兆候をとらえる必要がある。相関次元や HMM を用いた従来法は長いデータ列を必要とし診断には不向きである。本研究では長さ 50 の短い乱数列を対象にして、診断に使えるような指標を特定することを目的とした。認知症を高齢とともに進行する記憶力の低下が極端な形で現れたものと考え、年齢別にとったデータを用いて様々な指標を計算し、年齢による違いが確認できたものを有効な指標と判断した。これに加えて新たな指標 (RP) を提案する。また採取方法による乱数の性質の違いについても考察する。

Effective Indices for Diagnosis by Short Human Random Numbers

MASASHI MISHIMA[†] and MIEKO TANAKA-YAMAWAKI^{††}

In order to utilize human random numbers for detecting the early symptoms of dementia, we must catch the sign from short data. The methods using the correlation dimensions or HMM need long data thus are not suitable for diagnosis. We attempt to identify good indices using short sequences of length 50. Considering dementia to be caused by deterioration of memory due aging, we compare various indices computed by using data taken from subjects of different age groups and select effective ones. In addition, we propose a new index, repeat pattern (RP). Also, we compare two different methods of taking data.

1. はじめに

今日の高齢化社会の中で認知症等の脳障害は高齢者の危惧する問題となっている。詳しい症状の診断には病院で医学的検査を受ける必要があるが、初期の兆候をつかむ目的で自己診断が簡単に行えるならば予防医学的観点から大変有効であると考えられる。本稿ではこの目的のために人間乱数を利用することを考えてみたい。人間乱数テストは古くから精神医学の分野で、分裂症の進行度合いを判定するための方法として使われてきた^{1),2)}。人間乱数とは「ランダムに数を言ってみてください」という心理テストのことで、生成される数列の乱数度は低く数学的には乱数とはいえないが、人の精神状態や性格による違い、また未成年の場合の精神的発達度の違いがデータに反映されることが知られている³⁾。

近年の計算機技術の急激な進展により、コンピュータ解析による人間乱数の研究が広くなされるように

なってきた³⁾。著者らも統計学的モデルによる解析⁴⁾、隠れマルコフモデル (HMM) や相関次元を用いた時系列解析による研究を行い⁵⁾⁻⁷⁾、被験者の性格や状態によって異なるパターンが出現することを利用して、パターン分類を行い、診断に利用できそうだという心証を強く持つに至った。

コンピュータ利用による人間乱数の研究は世界的にも広く行われるようになり^{8),9)}、また国内でも鹿児島大学の井上政義らのグループによる相関次元を用いた研究、岩手大学の五味壮平らによる乱数生成速度に制限を加えた実験等、精力的に研究がなされてきている¹⁰⁾。

しかし HMM や相関次元を用いた解析には長いデータ列を必要とし、データ採取の際に被験者の負担が大きくなり、また、データ採取中に被験者の状態が変化してしまうため、実際に診断に応用することが困難である。

これに対処するには短いデータで診断が行えるようにする必要がある。しかし短いデータに対しては統計学的手法が使えなくなるという難点があるため、生成された数列の特徴をとらえることのできる指標をうまく見つける必要がある。本稿ではどのような指標を用いればそのようなことが可能になるのかに焦点を置いて行った研究について報告したい。この研究のために

[†] 富士通テン株式会社
Fijitsu Ten Limited

^{††} 鳥取大学工学部知能情報工学科
Department of Information and Knowledge Engineering,
Tottori University

異なる年齢層の被験者の協力を得てデータ採取を行った。診断を必要とする病状の患者からのデータは得られなかったため、年齢層別にパターン分類を行い、標準パターンを設定した。結果は年齢層が上がるにつれてランダム度を示すエントロピーが減少していき、その他の指標もランダム度が減る方向に推移していく結果となったので、このことを利用した診断方法を設定した。すなわち、新たに採取したデータがその被験者の実年齢の対応するパターンに属する場合は「乱数年齢が正常」と見なされるが、実年齢より高いグループの示すパターンに近いと判断される場合には「乱数年齢が高すぎる」、すなわち「認知症の疑い」があると診断できることになる。

認知症は、生理学的には脳の縮小を意味し、年齢とともに自然に縮小する程度をはるかに超えた異常な縮小と対応する。そこで、大まかではあるが、本稿で用いる「異常に高い乱数年齢」の観察が、認知症の早期症状の1つとして重要なシグナルとなりうる可能性は非常に高いと思われる。

以下の構成は次のようになっている。2章でデータ採取方法を説明し、3章で短い人間乱数に適した指標とは何かを考察する。4章で既存の指標の有効性を検討するとともに新たな指標の提案を行う。5章で異なる年齢層の被験者に対して違いを抽出できるかを検証し、自己組織化マップ(SOM)¹¹⁾を用いて被験者を分類することによって標準パターンマップを作成することで診断のベースとする¹²⁾。6章ではどの指標が特に有効かを検証し、7章では採取方法による違いを考察する。8章は提案指標を応用した認識手法を提案し、その有効性について述べる。そして全体のまとめとして9章で考察を行う。

2. データ採取方法

人間乱数データの採取方法は大きく分けて口述式と記述式の2通りに分けられる。本稿で用いるデータは被験者に長さ50の乱数列を口述式によって発生させたものとした。被験者は0~9の1桁の数字を用いてなるべく複雑になるように乱数列を生成していく。口述式を採用した理由は、記述式では被験者自身が過去に生成した乱数列を見せると、記憶力に頼ることなく過去を参照できてしまうためである。被験者が口頭で発生した乱数は研究者がリアルタイムでコンピュータに入力していく。入力されたデータは統一された形式で保存されるためその後の処理が非常にスムーズに行える。被験者には目を瞑るか天井を見るか指示し、外的影響を除外した。また被験者に時間的圧迫を与えな

いたために採取時間については指示していない。また、キーボード式による採取も行った。この方法では被験者はキーボードを用いて自分で数字を入力していく。一見記述式に近い方式のように思われるが、入力ソフトを作成し過去の乱数列は不可視としたのでその点では口述式と似たデータといえる。キーボード式の最大の問題点としてあまり考えずにキーを押して入力してしまうという難点がある。この問題点の対処として被験者には1度思い浮かべてから入力するよう強く指示し、さらに1つ数字が入力されるごとに確認メッセージを出力し連続入力を防いだ。このようにして20歳の健常者10名(男5名、女5名)から口述式で各50ファイル、そのうちの4名(男3名、女1名)はさらにキーボード式で各50ファイル採取した。年代の違いを考察するために30歳~50歳の被験者10名(男4名、女6名)から口述式により各10ファイル採取した。また70代と80代の男性からも口述式によりデータを採取した。最後に健常者との比較として3名の統合失調症患者による人間乱数データをsampleとして使用し、またrand()によって生成した乱数を比較のために用いた。

3. 短い人間乱数に適した指標

3.1 人間乱数と記憶容量

人間に乱数生成を課した場合、自分が過去に生成した乱数列を参考にして次の数字を捻出することが多い。本来、前の数字を意識しないのが乱数であるが、この点が人間乱数と完全乱数との大きな違いである。より複雑な乱数にするためにすべての数字(ここでは0~9)を均等に用いようと試みる場合には自分が過去に使った数字をすべて覚えておく必要がある。このことから乱数列における各数字の生成偏差を調べることでより脳の記憶容量の異常を検出できると考えられる。脳の記憶容量が大きい方がより多く自分の生成した数字を覚えているために数字の偏りは少なくなると考えられるからである。

我々が採取した多くのデータは「人間は少なくとも1つ前の数字を意識して次の数字を捻出していること」を示している。つまり隣接2文字にはその人の特徴が多く含まれている。このことは隣接2文字の差の絶対値を要素とするHMMである程度個人識別ができたことからいえる³⁾⁻⁵⁾。乱数列を2文字からなるパターンの作る列だと考えると、この2文字パターンの出現の癖を測る指標が重要な役割を演じると考えられる。このことから、本論文では隣接2文字の生成偏差にも焦点を置き、新たな指標を提案する。これを含め

表 1 機械, 健常者, 統合失調症患者の各指標の値

Table 1 Magnitude of indices for 3 categories (machine, normal subjects and schizophrenic patients.)

	<i>H</i>	<i>CS</i>	<i>NSQ</i>	<i>RP</i>	<i>ADJ</i>	<i>TPI</i>
machine	0.96	29.9	61.8	38.5	17.9	93.4
normal	0.98	17.1	63.0	42.5	24.5	97.20
sample	0.95	37.0	74.4	70.0	61.2	57.3

て次節以降に本研究で用いる 6 つの指標について説明するがその前に健常者と統合失調症患者による人間乱数データと機械乱数の 3 者に対する各指標の値を表 1 に示しておく。

3.2 Entropy (*H*)

数字の生成偏差を表す指標として Shannon エントロピーがある。ここでは式 (1) を最大値で割って値域を 0 から 1 の範囲となるように規格化したものを用いる。この値 *H* が 1 に近いほど数字が均等に出現し、0 に近いほど偏差が大きい。

$$H(N) = - \sum_i p_i \log p_i \quad (1)$$

ここで p_i は i 番目の数字列の出現確率、 N は数字列の長さである。 $N = 1$ のとき 0~9 の数字の出現偏差、 $N = 2$ の場合は 00~99 の生成偏差を求めていることになる。ここでは長さ 50 の短いデータ列を対象としているため $N = 2$ ですでに 100 種類のパターンに対してデータ数が不足するため $N = 1$ のみを用いることとする。結果は健常者と統合失調症患者の 2 者間で違いが見られ、 H は短い人間乱数に有効な指標であるといえる。

3.3 Coupon Score (*CS*)

Coupon Score⁸⁾ は 0~9 までのすべての数字が出現するまでのデータ長である。被験者が乱数度を高めたいと考えれば、可能な限りすべての数字を用いて乱数を生成しようと試みる。このとき、言い忘れている数字が存在すると *CS* の値はどんどん大きくなる。この指標も脳の記憶能力を反映していると考えられる。

機械乱数に対する *CS* の平均値が 29.87 であるのに対し、健常者の平均値は 17.11 であり、機械より早くすべての種類の数字を出すことが分かる。これにより人間がすべての数字を用いようと強く試みていることがうかがえる。しかしこの指標は 1 つ言い忘れた数字があると健常者であっても最大値の 50 をとってしまうという危険性があるので、この指標を単独で用いることはあまり有効ではない。

3.4 Null Score Quotient (*NSQ*)

隣接 2 文字の関連を表す Null Score Quotient⁸⁾ は式 (2) で定義され、データ中に出現しなかった長さ 2

のパターンの割合を示す。 NS は出現しないパターンの個数、 a は文字数を表す ($a = 10$)。

$$NSQ = \frac{NS}{a^2 - 1} \times 100 \quad (2)$$

データ長が 100 以上であれば、 NSQ の最小値は 0 で、これはすべてのパターンが少なくとも 1 度は出現していることを意味している。すなわち NSQ が 0 であれば乱数度は高い。しかし長さ 50 という短い乱数列では、全部で 100 種類ある 2 文字のパターンのうち最大 49 種類しか出現できないため NSQ の最小値は 51.5 となる。そのため、 NSQ は本来持つ 0~100 の変化幅の約半分の 51.5~100 までの範囲しか変化しないため違いが現れにくい。そこで我々は短い乱数列において隣接 2 文字を扱う場合に 0~100 の変化幅を持ち、全 100 通りについて考えるのではなく出現したパターンの偏差を調べる指標として RP を次節で提案する。

3.5 Repeat Pattern (*RP*)

我々は人間乱数を解析する場合に隣接 2 文字に特に注目して来た。たとえば、乱数を生成している人がいたとする。過去に生成した乱数列が、“1-3-5-8-7-6-3”であり、次に生成する数字を考えたときに 5 が浮かんだとする。すると 3-5 というパターンはすでに出現しているので、5 ではなくまだ使用していない他の数字を生成するよう努力する。このように人は乱数の複雑さを高めるために、過去に生成したパターンを記憶しそれを参考にしていると考えられる。そこでパターンの繰返し頻度を調べる指標を考えた。ここで $N = 2$ の entropy や NSQ のように全パターンに対する比率を求めるのではデータ数不足の問題が生じる。そこで我々は数列中に出現したパターンのみを対象にして、同一パターンがどれくらいの頻度で出現しているかを調べることにした。 RP は次式によって求められる。

$$RP = 1 - \frac{NRS}{m - (N - 1)} \quad (3)$$

ただし、 NRS はまったく繰返しのない部分列の個数であり、 m はデータ長、 N はパターン長である。

この指標は隣接 2 文字のパターン ($N = 2$) に対して有効である。 $N = 3$ や $N > 3$ の場合は長さ 50 の列の中で繰り返す確率が低いため、健常者と統合失調症患者とで同じような値となり、良い指標ではなくなる。

また、 NRS を「繰返しのまったくない部分列の個数」としたが、3 回以上の繰返しは長さ 50 の列ではめったに起きないため、2 回の繰返しと 2 回以上の繰返しの間に差はほとんどない。しかし同一パターンが

何度出現したかはその人の癖に関係があり、この特徴については9章の認識手法の提案で利用している。

以上により、 RP は式(3)に従い、隣接2文字のパターンが2回以上出現した場合として求めることとする。 RP は NSQ とは異なり短い乱数列に対しても0~100までの値をとることができ、違いがより顕著に現れる。

3.6 Adjacency (ADJ)

Adjacency (ADJ) は隣接数字間の差を表す指標である⁹⁾。隣接数字の差の絶対値を d とし $d = 0, d = 1$ の出現確率を求めた。人間は乱数生成を要求されると連続して同じ数字を言うことを拒む傾向があり、 $d = 0$ の出現比率が小さく、機械乱数が平均10%であるのに対し、人間乱数は1.86%程度である。これは人間乱数の大きな特徴であり、認識手法を提案する上でも重要視している。

特に興味のある ADJ は $d = 1$ についてのものである。この $d = 1$ とは 1-2, 7-6 のように連続した言いやすい数字になっており、乱数生成が億劫になったり、集中力が低下するとこの値が大きくなる傾向がある。ここで集めたデータでも、健常者に比べて統合失調症患者は $d = 1$ の値が高い。 ADJ は乱数を生成するために脳を活発に働かせているかどうかを反映した指標であると考えられる。以降 ADJ については $d = 1$ の値を示すこととする。

3.7 Turning Point Index (TPI)

Turing Point Index (TPI)⁸⁾ は数列中における上昇下降の頻度を表す。数字の上昇と下降の転回点の生起回数を TP と定義すると、たとえば数列“1-3-5-4-2-6”の場合 $TP = 2$ となる。この観測値 TP_{ob} の期待値 TP_{ex} に比する比を TPI として式(5)で定義する。 m はデータ長であり、ここでは $m = 50$ の値をとる。

$$TP_{ex} = \frac{2}{3}(m - 2) \tag{4}$$

$$TPI = \frac{TP_{ob}}{TP_{ex}} \times 100 \tag{5}$$

TPI も ADJ 同様に脳を活発に働かせているかどうかを反映する。乱数生成が億劫になったり集中力がなくなると、単純上昇や単純下降が頻繁に起こるようになり TPI の値は小さくなる。ここで集めたデータでも健常者は統合失調症患者より TPI が高くなっている。

4. 年齢層別パターンの存在

3章では各指標で健常者と統合失調症患者との間で違いのあることを確認した。本章では健常者の中で年

表2 年代別の各指標の値

Table 2 Magnitude of indices for different age groups.

	H	CS	NSQ	RP	ADJ	TPI
Rand	95.8	29.9	61.8	38.5	17.9	93.4
20s	98.1	17.1	63.0	42.5	24.5	97.2
30s	97.3	22.9	64.2	49.7	30.2	80.7
40s	97.4	25.2	64.9	54.7	31.2	83.1
50s	96.0	26.1	66.7	57.9	33.2	82.9
sample	94.5	37.0	74.4	70.1	61.2	57.3

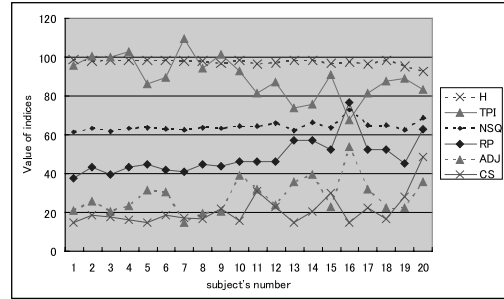


図1 20名の被験者の各指標の値

Fig. 1 Magnitude of H, TPI, ADJ, RP for 20 subjects.

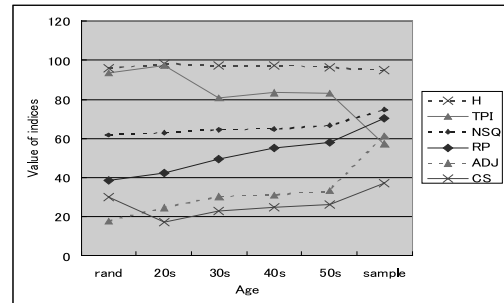


図2 年代別の各指標の値

Fig. 2 Magnitude of indices for different age groups.

齢差が指標に現れるかどうかを検証する。認知症を年齢による記憶障害の極端な例であると仮定すれば、年代の違う被験者を見分けることのできる指標は認知症の兆候を見分けられる可能性があると考えられる。年代の異なる健常者20名の被験者に対して各指標を計算した結果を図1に示す。被験者番号は1~10が20歳代、11~13が30歳代、14,15が40歳代であり15以降は50歳代である。年齢層が若いほど被験者番号が若くなっているが、同じ年齢層の中では順不同となっている。 H は100倍した値を示す。

図1を見ると、被験者番号が大きくなるにつれて上昇する指標と下降する指標があることが分かる。各指標の値を年代ごとに平均値でまとめると表2および図2のようになり、年代ごとに単調増加、または単調減少することが顕著に見てとれる。

表 3 各指標間の相関係数 r

Table 3 Correlation coefficient (r) between indices.

	RP	NSQ	TPI	ADJ	CS	H
RP		0.97	-0.25	0.34	0.13	-0.3
NSQ			-0.29	0.39	0.15	-0.33
TPI				-0.60	-0.07	0.1
ADJ					0.02	0.04
CS						-0.66

5. 指標間の相関と SOM による分類

自己組織化マップ (SOM) は多次元データを 2 次元に射影して視覚的に見やすくする手法である¹¹⁾。徳高らは健康診断データをもとに標準マップを作成し、試験データがマップ上のどの位置を占めるかによって被験者の健康状態を判定し、被験者自身が自分の健康状態を視覚的に印象深く認識できるようなソフトウェアを開発した¹²⁾。本稿ではこの方法を利用した認知症診断ソフトの作成を目標とし、それに適した指標の選定を次の目標とする。前章の 6 指標のうち、いくつかは類似度が高く重複しているため、独立性の高いものを選ぶ。各指標間の相関を式 (6) で定義されるピアソンの積率相関係数を用いて求めた結果を表 3 に示す。

$$r = \frac{\frac{1}{n'} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\frac{1}{n'} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\frac{1}{n'} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (6)$$

ここで、 $n = n' + 1$ はデータの個数、また、 \bar{X} は X の平均値を示す。

表 3 よりいくつかの指標の間には強い相関があることが分かる。SOM を用いた分類では、特に変数の独立性を要求しないが、ここでは計算の簡単化のため 6 変数のうち似たような性質のものを整理して、独立性の高いものをだけを選定して使用することにする。RP と NSQ は一次式でつながる関係から非常に強い正の相関が見られる。しかし長さ 50 という短い乱数列においては 3 章で述べた理由により、NSQ よりも RP の方が指標としてより適しているため、NSQ を削除して RP のみを残すことにする。また、CS と H には負の相関がある。これは出現しない数字のある場合には CS は大きい値をとり、この場合均等性が失われることにより H は小さい値をとることに対応している。しかし CS はたとえ健常者であったとしても 1 つ言い忘れた数字があると最大値をとる場合があるため、やや不安定な変数といえる。よって CS を削除して H を残すことにする。また ADJ と TPI にも負の相関が見られる。これはどちらも脳が活発に働いているか

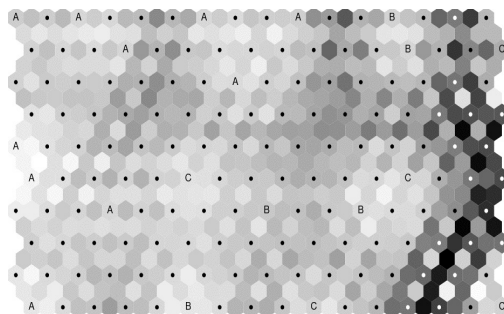


図 3 SOM によって分類された 20 名の被験者 (A=20 代, B=30, 40 代, C=50 代の被験者)

Fig. 3 Twenty subjects are classified into 3 categories, A, B, C, by means of H, TPI, ADJ, RP in SOM.

を反映するものと考えられる。しかし、これらについては、たとえば “1-2-1-2-1-2-1-2” という数列に対し、ADJ では $d = 1$ の確率が 100% でこのデータは脳を働かせていないと診断するのにに対し、TPI では上昇下降が頻繁に起こっているためこのデータは脳を働かせていると診断する。このように同じデータに対して異なった診断をする場合があるので、ADJ と TPI はどちらも有用と考える。結局 6 指標のうち、RP, H, ADJ, TPI の 4 指標が残った。この 4 次元がそれぞれ一次独立であるという保証はないが、SOM による分類はこのようなデータに対しても有効である。ここでは SOM-PAK¹³⁾ を利用して計算を行った。図 3 にその結果を示す。ここで A は 20 歳代の被験者、B は 30, 40 代、C は 50 歳代の被験者を示す。各指標間で値の大きさが異なるため、全指標で 0~1 に正規化した。パラメータは map サイズを 16×10、学習係数を $\alpha = 0.5$ 、初期半径を 9、学習回数を 10,000 回とした。図 3 によれば、左側に A が集まり年代が上がるほど右下に推移している。よって 4 つの指標は年代別に分けられることから診断に有効であると考えられる。

6. 加齢と脳障害

この章では健常者である 70, 80 代の高齢者から新たに人間乱数データを採取し、若年健常者および統合失調症患者の人間乱数データと比較する。ただし、70 代の被験者は毎日庭の手入れや散歩を行っているのに対し、80 代の被験者は要支援に認定されており、両者の生活習慣には大きな違いがある。表 4 に 50 代以下の健常者 20 名の平均値と高齢者 2 名、統合失調症患者 3 名の各指標の値を示す。

表 4 より日ごろから活発に動いている 70 代の被験者は各指標で 50 代以下の健常者にほとんど劣らない値を示していることが分かる。50 代以下と 80 代、統

表 4 50 代以下と高齢者と統合失調症患者の値

Table 4 Magnitude of 4 indices for under 50, elderly and three schizophrenic patients.

	<i>H</i>	<i>TPI</i>	<i>ADJ</i>	<i>RP</i>
under50	0.972	85.98	29.78	51.19
70	0.967	78.12	28.57	32.65
80	0.919	68.75	42.86	59.18
sample1	0.921	43.75	85.71	85.71
sample2	0.957	65.62	48.98	55.10
sample3	0.958	62.50	48.98	69.39

表 5 採取方法の違いによる各指標の値

Table 5 Comparison of two different methods of data taking: oral vs. keyboard operation.

指標	口述	キーボード
Entropy	0.981	0.984
Coupon Score	16.60	14.39
Null Score Quotient	62.46	63.15
Adjacency	21.48	21.59
Repeat Pattern	42.25	41.08
Turning Point Index	97.39	96.25

合失調症患者を比べると 4 つの指標の中では *ADJ* と *TPI* が有効であるといえる。しかし、たとえば “1-3-1-3-1-3...” というデータの場合、*ADJ* は $d=1$ でないため小さく、一方では上下に激しく動いたため *TPI* は大きいので、いずれの指標もこのデータは乱数年齢が若く、脳を活発に働かせていると誤診断を行ってしまう可能性がある。一方そのような数列を与えられた場合に *RP* は 100% を示し、このデータは繰返しが多く、乱数年齢が高いため要注意であるとの診断を下す。また、80 代と sample1 では *H* が極端に低いことも分かり、*H* が低いことは乱数年齢が高く要注意であることを意味している。健常者の中でも高齢者と統合失調症患者の比較から *ADJ* と *TPI* は特に有効であることが分かるが、診断のためには単独で用いるのではなく、*H* や *RP* と併用して用いることが重要であるといえる。

7. 採取方法による違いの考察

本研究では口述式とキーボード式の 2 通りのデータ採取方法を用いたが、本章では採取方法の違いが結果に及ぼす影響について考察する。表 5 は異なる採取方法により得られたデータで計算した 6 指標の、4 名の被験者に対する平均値である。採取方法による大きな違いはどの指標についても見られなかった。このことから診断を行う場合には口述式とキーボード式のどちらの採取方法を用いてもあまり影響はないといえる。

表 6 パターン行列の例

Table 6 Sample of pattern matrix.

	<i>y</i> = 0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
<i>x</i> = 0	3		1							1
1	1					1		1		1
2		2	1	2	1	1				
3		1	1	1		2			1	
4		1		3						
5			1	1	1	1	2		1	
6		1								1
7								1	2	
8							1			3
9	1		1	1	1			2		1

8. *RP* を利用した認識手法

8.1 *RP* の生成偏差

前章までは人間乱数を利用した認知症診断の可能性について論じ、指標 *RP* を提案した。本章では認知症診断ではなく *RP* を利用した個人識別手法について簡単に紹介する。診断指標における *RP* では繰返された回数は考慮せずに同一パターンの繰返しが生じたか否かを目安としている。しかし、同一パターンが何回出現するかには個人の癖が含まれていると考えられるので、認識手法では繰返し回数に着目した。

8.2 認識手法

1 回の採取中の 00 ~ 99 までのパターンの出現回数を表す行列をパターン行列と定義する。パターン行列の例を表 6 に示す。見やすくするため出現回数が 0 のパターンについては空白とする。表 6 のデータは 1 回の採取中に “0-0” というパターンを 3 回、“2-1” というパターンを 2 回生成していることを意味する。よく生成されるパターンほど対応する行列要素は大きな値となる。

1 回に採取される 50 個のデータを人間乱数ファイルと定義すると、パターン行列は人間乱数ファイル 1 ファイル分の隣接 2 文字の生成偏差を表している。次に同一人物の複数ファイルのパターン行列を加算することで、その人の隣接 2 文字の生成癖を強調した行列を作成する。その行列を認識行列と定義する。認識行列の例を表 7 に示す。表 7 は同一人物のパターン行列を 30 ファイル分加算したものである。同じ数字を連続で生成するパターン xx ($0 \leq x \leq 9$) については重要視し、合計した後に 1.5 倍持たせることにした。この重みの値は認識率が向上する値を実験的に求めた。

次にパターン行列の xy ($0 \leq x, y \leq 9$) 要素 P_{xy} と認識行列の xy 要素 I_{xy} を用いて式 (7) により計算した値を *Point* と定義する。

表 7 認識行列の例

Table 7 Sample of recognition matrix.

$x : y$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	35	10	9	10	7	12	4	4	14	17
1	10	35	7	12	7	15	14	14	7	9
2	2	24	35	12	10	15	3	3	15	11
3	4	14	12	35	10	3	6	6	6	9
4	11	10	32	9	35	16	10	10	20	4
5	12	11	6	15	23	35	2	2	13	13
6	12	6	4	2	16	20	35	0	4	12
7	12	5	10	11	18	6	9	35	8	11
8	7	5	7	4	26	7	15	15	35	13
9	19	1	14	6	11	17	17	17	5	35

表 8 8 章の認識手法に基づく認識率

Table 8 Recognition rate of the method proposed in Section 8.

ファイル数	10	15	20	25	30	35	40	45
第 1 候補	59	63	65	67	68	69	69	70
第 2 候補	77	80	82	83	84	84	84	84

$$Point = \sum_{x=0}^9 \sum_{y=0}^9 I_{xy} P_{xy} \quad (7)$$

パターン行列と認識行列のどちらもよく生成するパターンの値ほど大きな値となっている。よってパターン行列と認識行列の生成癖が一致するほど Point は大きな値となる。逆に生成癖がずれるほど小さい値となる。認識はこの Point の値によって行う。認識手順は、まず調べたいデータのパターン行列を作成する。次にデータベース（以下 DB）に登録されているすべての認識行列に対して Point を求める。そして新規入力データが一番高い Point を獲得した認識行列の人物の可能性が高いと判断される。

8.3 認識結果

前節で提案した認識手法を用いて健康者 20 代の 10 名について認識を行った。人間乱数 50 ファイル中の M (M=15~45) ファイルを DB として使い、残りの (50-M) ファイルを新規入力データとして扱う。新規入力データ中の何ファイルを正しく認識できたかで認識率を求めている。結果を表 8 に示す。ここで、人間乱数には個人内誤差も多く含まれるので第 2 候補に選ばれた場合もある程度特徴を抽出できていると判断し、その場合の認識率も求めた。結果は 10 名の平均値で示す。DB の選択はランダムで 10,000 通り試行し平均値を求めた。この結果から人間乱数には個人の癖が存在し、隣接 2 文字の生成偏差を調べることで認識が可能であるといえる。この手法は HMM のように複雑な計算を必要とせず簡易に行える。

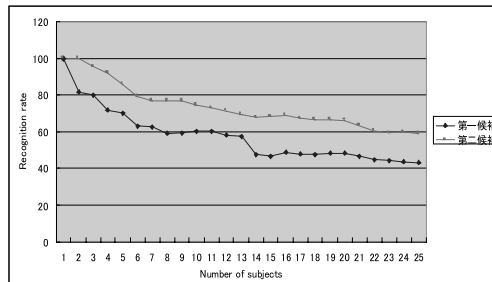


図 4 認識手法の人数増加にともなう認識率の変化

Fig. 4 Recognition rate as a function of the number of subjects.

8.4 認識手法の問題点と応用

認識手法の問題点として DB 内の人物が何人までなら正しく認識できるのかを考える必要がある。提案手法はパターンマッチングによる手法であるので、人数の増加にともない似たような癖を持った人が多くなると認識率は低下すると予測できる。そこで以前に採取した 20 名分のデータを加えて有効人数を調べる検証を行った。結果を図 4 に示す。使用したすべてのデータが口述式 20 歳代のデータである。図 4 より人数の増加にともない認識率の低下が生じていることが分かる。

本研究の目標としては、SOM を用いた可視化により、あらかじめ多くの被験者から採取したデータにより作成した「乱数年齢マップ」を SOM を用いて作成しておき、自分の生成したデータがそのマップのどこに対応するかによって自分の「乱数年齢」を知ることによって自己診断できるようなシステムを作成することを目指すもので、そのような目的に即した指標の特定を本稿の当面の目標とした。

9. ま と め

本論文では、認知症等の脳障害に人間乱数を利用するために有効な指標の特定を行った。新たな指標 RP を提案するとともに、診断に適する短い乱数の特徴抽出のため、RP, H, ADJ, TPI, CS, NSQ の 6 指標を検討したうえで、独立性の高い RP, H, ADI, TPI の 4 指標だけを用いても、ここで用いたデータの範囲では十分に年齢層の違いが検出できることを示した。しかし人数を増やすと認識率が減少するため、今後の検討が必要である。また、口述式とキーボード式の 2 通りの採取方法を比較し、診断を行う場合には採取方法に依存しないことを示した。今後の課題としてはより多くのデータを集め解析したうえで、乱数年齢の標準マップを作成し、診断への有効性を示すことである。

参 考 文 献

- 1) Wagenaar, W.A.: Generation of Random Sequences by Human Subjects: A Critical Survey of Literature, *Psychological Bulletin*, Vol.77, pp.65-72 (1972).
- 2) Matsuda, K.: Creative Thinking and Random Number Generation Test, *Japanese Psychological Research*, Vol.15, pp.101-108 (1973).
- 3) 乱数テスト研究会：人間乱数—頭脳のプリズム，自然，1973年8月号，pp.49-57，中央公論社 (1973).
- 4) Iba, Y., Tanaka-Yamawaki, M.: A Statistical Analysis of Human Random Number Generators, *Proc. 4th Int. Conf. Soft Computing IIZUKA'96*, pp.467-472 (1996).
- 5) Tanaka-Yamawaki, M., Masuda, H. and Kawagoe, M.: HMM Analysis of Human Random Number Generators, *Proc. 3rd AROB*, pp.610-613 (1998).
- 6) Tanaka-Yamawaki, M.: Can We Measure the Brain by Random Generations?, *Proc. ICONIP'98*, pp.215-218 (1998).
- 7) Tanaka-Yamawaki, M.: Human Generated Random Numbers and a Model of the Human Brain Functions, *Proc. 1999 IEEE SMC*, pp.223-228 (1999).
- 8) Towse, J.N. によるプログラム公開頁 . <http://www.lancs.ac.uk/staff/towse/rgcpage.html>
- 9) Towse, J.N. and Nell, D.: Analyzing Human Random Generation Behavior, *Behavior Research Methods, Instruments and Computers*, 30(A), pp.583-59 (1998).
- 10) 楊 静宏，川原正弘，五味壮平，新貝柳蔵：人間乱数の分析，*The 20th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 1A1-2 (2006).
- 11) Kohonen, T.: *Self-Organization Maps*, Springer Verlag (1995).
- 12) 徳高平蔵ほか(編)：自己組織化マップとその応用，シュプリンガー・ジャパン (2007).
- 13) SOM PACK. <http://www.cis.hut.fi/research/som-research/>

(平成 18 年 12 月 15 日受付)

(平成 19 年 9 月 3 日再受付)

(平成 19 年 9 月 26 日採録)

三島 雅史

1983 年生。2005 年鳥取大学工学部知能情報工学科卒業。2007 年鳥取大学工学研究科知能情報工学専攻修了。工学修士。2007 年 4 月より富士通テン(株)勤務。



田中美栄子(正会員)

1950 年生。1974 年京都大学理学部卒業。1976 年名古屋大学理学研究科修士(理論物理学)。1979 年名古屋大学大学院満期退学。1983 年 Rochester 大学博士課程修了(Ph.D. in physics)。CCNY, SUNY, NASC, 椋山女学園大学, 宮崎大学工学部を経て, 現在, 鳥取大学工学部知能情報工学科知識工学講座教授。主たる研究テーマは経済物理学, 複雑系科学。『経済物理学: 暴落はなぜ起こるのか?』(Didier Sornette 原著, PHP 出版, 2004, 共訳), 『情報科学概論』(講談社, 1996)等の著者。日本物理学会, IEEE, 応用数理学会各会員。

