

**解 説****音声と筆跡による個人識別技術†**

白 井 克 彦‡

**1. はしがき**

コンピュータと通信技術の一般化に伴って、いわゆるオンライン・システムがますます増加してきている。そこでは、利用者が直接端末を利用するか、サービスする人間が介在しても利用者とは面識がないのが普通であるから、個人の識別技術は大変重要となってくる。

- 従来から用いられている識別法、すなわち、
- 1) カードや鍵を用いる方法。
  - 2) ID、パスワードなどを本人が記憶しておく方法。
  - 3) 指紋、サイン、音声、手形などを用いる方法。
- の中で、1), 2) の方法に比較して、3) の個人の物理的特徴によって識別する方法は、他人が容易には使用できない利点がある。

指紋や筆跡は犯罪捜査や裁判の証拠として古くから研究され利用されてきた。周知のように、指紋は人によって異なるので、明瞭な指紋が得られるならば、精密な分析によって同一人であるかを判定できる。したがって、犯罪捜査の上で確立された技術であるが、照合件数が一般に多いので、その自動化が進められている。

個人識別の問題は大別して、識別 (Identification) と照合 (Verification) に分けられる。識別は、その人間が、登録されている多数の人間の中の誰であるかを判定するものであり、照合は登録されている本人であるかどうかを確認するもので、特別な領域への出入管理やコンピュータへのアクセス権のチェックなどで必要とされる。

識別は登録者数が増大すれば、単調に認識率が減少するが、照合では入力パターンがすでに登録してある本人のものと同一とみなせるかを判定するので、ある程度以上の規模になれば認識率は一定してくる。

† State of Arts on Speaker and Writer Recognition by Katsuhiko SHIRAI (School of Science and Engineering, Waseda University).

‡ 早稲田大学理工学部

話者認識を科学的に論じたのは、Kersta がソナグラム・パターンを声紋と名づけて、指紋と同様に視覚的に個人識別ができるることを示したのが最初である。Kersta は、99% 以上の識別率を得たが、その後の実験では、必ずしも高い識別率は得られなかった。Tosilas は、大規模な実験を行い、文章中の単語でかつ未知音声の発声者が登録されているとは限らないとすれば、同一人と判定したときの誤り率 6.4%，同一人でないとしたときの誤り率 12.7% という結果を報告している<sup>2)</sup>。

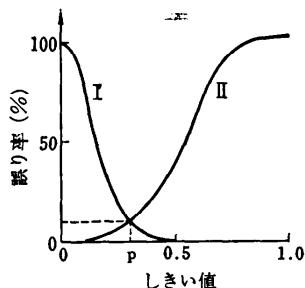
このように、犯罪捜査で音声を用いる場合には、理想的な音声資料が得にくいために困難性が高いが、バンキング・サービスなどのように協調的な利用者から適切な音声資料を使うことができる場合には、実験的レベルでは、99% 以上の認識率が得られるようになってきている。

一方、サインは個人識別のために大変利用しやすい便利な方法であって、自動認識が期待される。サインの情報入力には、オンライン入力と書かれたものを光学的に読み取る場合がある。筆順情報によるサインの自動認識の歴史は古く、Danna は 1965 年、ペンの上下を検出するスイッチをつけたタブレットによってサインを識別する方法の特許をとっている。その後も、ペン運動の 2 次元情報に筆圧を加えて、多くの研究があり、やはり 99% 近くの認識率を得られるようになってきている。

記入済のサインを読み取り認識する技術は、重要性が高いが困難性も高い。最近になってようやく見るべき研究成果が上がりつつあるが、比較的研究例は少ない。

**2. 個人認識系の評価**

音声と筆跡のそれぞれについて、種々の特徴量が抽出されるが、それらのいずれが個人の識別あるいは照合に有効なパラメータであるかを評価する必要がある。認識系の評価は、最終的には認識率で行われるが、照合の場合、入力パターンと登録パターンとの類



I : 本人を拒否する誤り II : 他人を受理する誤り  
図-1 話者照会における判定のしきい値と誤り率

似度があるしきい値より小さい時、同一人のものと判定する。この時、本人を拒否する誤り（タイプIの誤り）と他人を受理してしまう誤り（タイプIIの誤り）の2種の誤りが起りうるが、この間の関係は一般に図-1のようであり、しきい値は目的に応じて設定される。認識実験の評価では、2種の誤り率が等しくなる点pの誤り率を示すことが多い。

特徴量の評価、選択の目安としては、F比がよく用いられる。

$$F\text{ 比} = T'BT/T'WT$$

ただし、Bは個人の平均値間の共分散、Wは個人内の共分散を表わす。F比を最大にする線形変換Tは、固有値方程式を解いて求められる。

個人認識においても、一般的な音声認識や文字認識にくらべてシステムの基本構成は大きい違いはない。しかし、音声認識では単語間や音韻間、文字認識では文字間の差を識別する。それに必要な特徴量の差は個人によらない、つまり個人差を越えたものと思える。そうすると、個人認識は内容の認識よりも一段精密な技術ということになるが、実際は個人差と内容差は互いに関連する部分としない部分があり、音声やサインの

中に同程度に多く含まれているようである。

### 3. 話者認識

#### 3.1 音声の個人性

言語としての音声は、発声者における概念の形成から表層構造の生成、発声器官の運動制御、呼気流による空気力学的、音響的過程を経て生じてくる。このすべての過程において、意味的、言語的、個人的内容が入り交り存在しているが、個人性に関する主な内容は、

- 1) 何について話しているか。
- 2) どのような単語や文構造を使っているか。
- 3) 方言、なまりなどの特性。
- 4) 声帯音源の特性および基本周波数（ピッチ）の平均的特性。
- 5) 調音器官の形状に依存する母音の平均的特性。
- 6) 調音器官の運動制御に依存するスペクトルの動的特性。

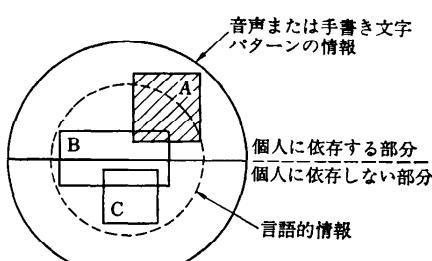
などである。この中でも4), 5), 6)に起因する個人性は、かなり安定していることが判明してきており、単語や短文章程度の音声から、実現可能な計算量で抽出して認識に用いることができる。

#### 3.2 話者認識における特徴量の抽出

音声から何を抽出するかという以前に、音声の内容が問題となる。多くの話者照合の応用では、利用者ごとにキーワードを設定しておくことが可能であるから、発声内容依存形の認識ができる。この場合、実用上はキーワードの違いも合わせて照合に利用できるので、高い認識率が得られ実際的と言える。犯罪捜査などでは発声内容不依存形の話者認識を必要とするが、一般に個人性情報は発声内容に深く関わっているので、個人性だけを内容に無関係に分離することはなかなか困難である。

もう一つ、入力音声がどのような経路で採られたかも重要である。高品質マイクロホンで静謐な環境を整えられることもあるが、実用上は電話音声が重要であり、必ずしも明確でない伝送系の特性が影響する。もちろん、裁判上の証拠などでは入力方法を制御できないのが普通であるから、騒音の影響など困難な事例が多くなる。

話者認識に用いられる特徴量としては、音声パワー、基本周波数（ピッチ）、短時間パワースペクトル、ホルマント周波数などの時間変化パターンあるいは、ある分量の音声の全体の平均スペクトルが用いら



A : 個人認識に使われている情報  
B : 特定利用者音声(文字)認識に使われている情報  
C : 不特定利用者音声(文字)認識に使われている情報

図-2 音声または手書き文字パターンの情報

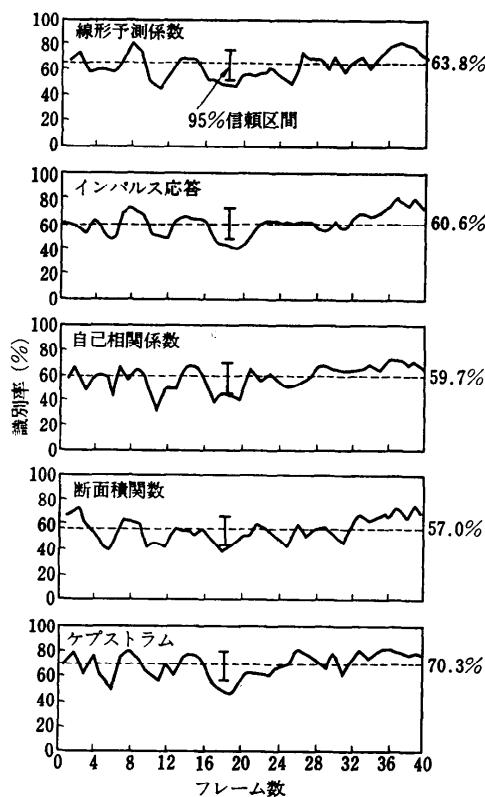


図-3 線形予測分析に基づく種々のパラメータを用いた話者識別結果 (50ms の音声に対する識別率) (Atal による).

れる。スペクトル情報の等価表現として、線形予測係数やケプストラムなどの特徴パラメータがよく用いられている<sup>5), 6)</sup>。図-3は、線形予測係数から導出される種々のパラメータの有効性の比較を示したものである<sup>5)</sup>。12次のLPC分析により、各フレームで話者10人の6回発声の話者識別結果について、平均認識率を示している。この認識率は、50msの音声に対する結果であるから、ケプストラムによる平均認識率70.3%はかなり高いものと考えられる。

ピッチパターンは、電話音声のように伝送系の影響がある場合には有力な特徴量であるが、真似でき易いことが問題である。

音声認識においても問題であるが、話者認識において特に重要なことに特徴量の時期差による変化がある<sup>9), 10)</sup>。個�性に関する特徴は、話者が通常あまり意識していない部分であって、特に制御していくために発声する時の状態によって影響を受け易いこ

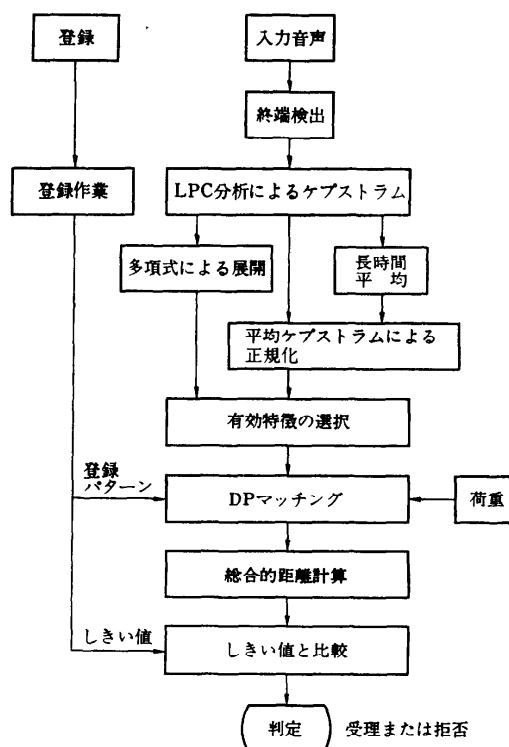


図-4 ケプストラムと多項式展開係数の時系列を用いた話者照合システム (古井).

とが理由として考えられる。したがって、キーワードとしては、話者が使いなれている単語や文章が望ましい。さらに対策としては、スペクトル等化処理によって、時期差に対して安定なパラメータを抽出することと、学習サンプルとして、時期差のあるものを用いることが有効である。

### 3.3 話者認識系の構成

話者認識の初期の研究では、ホルマント、ピッチの変化パターンが用いられ、その後バンドパスフィルタ群によるパワースペクトル変化が用いられるようになり、最近は線形予測分析が多く使われている。

図-4は、古井による認識システムの例である<sup>7)</sup>。短文章に対してLPCケプストラムのDPマッチングを行うことを基本としている。まず10msごとに10次のLPC分析を行い、ケプストラム時系列を求める。音声区間全体の平均ケプストラムを求めて、全フレームのケプストラムからこれを減することによって、スペクトル等化を行う。他方、90msの窓長でケプストラムを直交多項式展開し、最初の3次の展開係数を得

ておき、正規化後のケプストラムと合わせて話者の分離に有効な特徴を抽出してから、DP マッチングを行う。また、話者照合のしきい値は、話者ごとに学習サンプルを用いて設定しておく。結果は 99% 以上の認識率を得ており、特に電話音声を 24 Kbit ADPCM および LPC ポコーダの伝送系を通した場合についても実験しており、登録音声と伝送系が違っていても 99% 以上の認識率を確認している。

伝送系の歪については、これを積極的に除去するためには、単語全体の平均スペクトルでスペクトル等化する方法が考えられる。この方法では、話者の長時間平均スペクトルに現われる個人性は失われることになるが、伝送系の特性が不明の場合には有効である<sup>14)</sup>。

### 3.4 テスト・システム

話者認識はまだ実用になったものはないが、Bell 研究所、TI 社ではかなり長期にわたり実験が行われた。TI 社の Doddington のシステムは、計算センタの出入の制御に用いられたが、報告では女性 13 名を含む 180 名の利用者で、1 日 400 回程度の出入がある。認識方法は、14 チャネルのバンドパスフィルタを用いて、CVC 単音節語の母音部について 20 ms, 6 区間の

スペクトルを照合する。4 種類の単語を用い、詐称者の受理を 1% 許して、登録者本人の拒否率は 0.3% であった。平均 1.3 語を発声し、所要時間は 5.8 sec であった。

その他、最近の研究としては、ラジオ放送から採られた低品質の音声について BBN の研究がある<sup>15)</sup>。またカナダの Windsor 大の Shridhar らは、60 sec 程度の音声によってやはり内容不依存形の話者識別を試みている<sup>17)</sup>。同様に 100 sec, 11 人の音声資料について、ITT の Li らが話者識別を行い、10, 5, 3 sec の音声に対して、それぞれ 96%, 87%, 79% の結果を得ている<sup>18)</sup>。これら最近の研究は、内容不依存形でしかも実際的な低品質の音声に進んでいる。

## 4. 筆者認識

### 4.1 筆跡の個人性

従来、目視による筆者認識では、流暢性、線分の形、接続の度合、点の形、各部の長さの割合、ループの形、水平・垂直方向の広がり、字の傾斜、字・語の間隔、書き方のリズム、行間隔などがあげられている。これらに対応した量が機械的に抽出できるとは限

表-1 話者認識実験の例

年代	研究者	研究機関	発声者数	V: 照合 ID: 識別	発声内容	方 法 な ど	認 識 率 または誤り率
1963	Pruzansky	Bell 研	10	ID	10種単語	17ch. BPF, スペクトル変化パターンと平均スペクトル	89% 併用 93%
1972	古井, 板倉 斉藤	電電公社 武蔵野通研	9~35	ID, V	短文章 (10~30 sec)	長時間平均スペクトル、時期差の検討	ID: 90.8 V: 93.5
1972	Wolf	BBN	21	ID, V	6 文章	36ch. BPF, ピッチ	ID: 100 V: 98
1973	古井, 板倉	電電公社 武蔵野通研	9~120	ID, V	1~4 単語	対数断面積比、ピッチの統計量	ID: 96.8~99.1 V: 97.3~99.3
1974	Atal	Bell 研	10	ID, V	短文章	LPC, ケプストラムなど 12 種の比較	ID: 93~98 V: 98
1975	Rozenberg Sambur	Bell 研	77	V	短文章 (2 sec)	ピッチ、パワー、LPC, DP マッチング	99 96 (つくり声)
1976	Doddington	T I 社	180	V	CVC 1~4 単語	16ch. BPF, 母音中央部のスペクトルマッチング	I: 0.3 II: 1
1977	松本, 曽根 二村	東北大	10	ID	短文章	ケプストラムとピッチの正準判別分析	96
1979	市川, 中島 中田	日立・中研	33	V	1 単語	電話音声、回線特性の除去、DP マッチング	91
1980	古井	電電公社 武蔵野通研	9~120	ID, V	4 単語	LPC ケプストラムとピッチの統計量の重みつき距離	ID: 100 V: 99.9
1981	古井	Bell 研	96 電話 男女各 59	V	短文章	LPC ケプストラムとその多项式展開係数の DP マッチング	99.2 電話音声 99.6~99.8

I : 本人拒否率 II : 他人受理率 V の場合は I = II のときの照合率を示す。

らす、定量的に認識に有効であり、経時変化や詐称に対して強力な特徴量は、やや異なったものとなる。

音声の発声と同様に、字を書くという動作のための制御機構は、かなり決定的なものとして脳内に作られ、相当安定度の高いものであることがわかっている。手書きの1単位は30~100 msで、この間の筋肉の制御はフィードバックのない弾道的なものであるから、1筆の加速度パターンは個人の特徴として有効となる。

筆者認識にも照合と識別が考えられ、方式には内容依存形と不依存形がある。内容依存形の場合は、文字の形に現わてくる細かな特徴まで文字形単位でマッチングが行われるのに対して、内容不依存形では、文字の全体的なテキスチャ解析や曲線の一般的な特性などが特徴となる。吉村らは、手書き文字に含まれる筆者情報について、ストロークなどの構造解析による場合と、濃度値のパターン整合による場合の有効性比較を行っている<sup>20)</sup>。ここでは、パターン整合法を適用した場合の結果について紹介する<sup>19)</sup>。実験方法は、漢字、平仮名、片仮名を含む2つの短文章を10 mm×10 mmの枠内に、たて書きと横書きしたもの11人分各64サンプルを材料としている。64反復のうち半数を学習用、半数をテスト用とする。各文字パターンは、正規化後ボケ操作を施し、メッシュ化された各行を1行に展開して210次元のベクトルにした後、因子分析を行って固有値の大きい順にk個の因子量を識別に用いている。

このような方法で、個人性に関する要因として、たて書き横書きの差、字種、参照する文字数、識別パラメータの選択などを検討した結果、つぎのような結論を得ている。

- 1) 識別対象文字と参照文字の配列方向が異なると正答率が低くなる。たて書き横書きの文字パターンの違いには人によらない固有の傾向もある。
- 2) 正答率の個人差は大きく、正答率の高い字種は人によって異なる。
- 3) 参照文字数が多い程よい。4文字(76%)、8文字(83%)。
- 4) 識別に用いる因子数kは、 $k \leq \min(5, m)$ の条件下で大きい方がよい。ただし、mは参照文字数。
- 5) 平均して、正答率は片仮名(70.1%)、平仮名(76.3%)、漢字(89.3%)の順で高くなる。
- 6) 漢字の中で、ストローク数が多く、まとまりの悪いものほど正答率が高い。たとえば、

種: 87.1%, 老: 86.3%

千: 69.4%, 不: 68.6%

#### 4.2 オンライン筆者認識

筆順情報による識別の初期のものには、Mauceriの研究がある。ペンの加速度のパワースペクトルと零交差数によって識別しており、40人各15のサインについて63%の結果を得ている。

その後もこの方法の研究は盛んで、Crane(SRI)、Hale(NCR)、Herbst、Liu(IBM)など多数見られる。これらの研究の多くは、XY方向の動きと筆圧情報を取り入れている。オンライン入力の道具は、コイルを置いて電磁気的な結合を用いるもの、板の支点における荷重変化から測定するもの、ペンに歪ゲージや加速度計をつけるもの、超音波を用いる方法などが試みられている。パターン・マッチングにDPを適用することは保原が試みたが、佐藤らはDPマッチングによって、本人拒否率1.8%、他人受理率0%の結果を報告している<sup>23), 24)</sup>。IBMのHerbstらは、計算機室での本人確認に用いて実験し<sup>22)</sup>、本人拒否率1.7%、故意にまねをした者の受理率0.4%という。通常は、他人のサインは名前が異なるので、他人の受理率は低く0.022%である。NCRのHaleの場合は<sup>21)</sup>、タブレットは0.08インチしか動かないで、利用者はその動きに気づかない。タブレットの動きは差動トランスで検出され、マイクロコンピュータで識別される。識別方法は、筆圧の時間変動パターンをHaar変換し、15次までの係数とさらに増減変化数やピーク数などの物理量を用いる。8ビットマイコンを用い、プログラムは4kバイト、データは登録者1人当たり110バイト、識別に要する時間は250 msである。テストは、ロビーの小室にカウンタを設けて機器類は見えないようにして行われた。2回の実験があり、1回目は年令、性別など様々な100人について、サインのまねは、当人のサインの文字だけを見てまねをする場合と当人がサインしている様子を見た上でまねをする場合の両方をテストしている。2回目は、サインをする時に監視する人がいないかなどの条件を変えてテストしている。全体で、9,976サインについて、本人拒否率1.5%、詐称者受理率は、文字だけを見てまねする場合1.2%、サインしている様子を見てまねする場合2.5%であった。

#### 4.3 光学的な読み取りによる筆者認識

書かれた後のサインを光学的に読み取る方式については、これまで比較的研究が少なかったが、手書き文字認

表-2 筆者認識実験の例

年代	研究者	研究機関	筆者数	V: 照合 ID: 識別	文字内容	方法など	認識率 または誤り率
1965	Mauceri		40人×15回	ID	サイン	ペンの加速度、オンライン	63%
1975	Boldridge Freund			V	サイン	米空軍によるテスト オンライン	I: 6.8 II: 3.2 F: 17
1979	Liu Herbst	IBM	248	V	サイン	(ペンに加速度計を仕組む) XY, 鉛直, オンライン	I: 1.7 II: 0.4 実際: 0.022
1980	Hale	NCR	200	V	9,976 サイン	サインの字のみまたはサイン をしている様子を見てまねす る。オンライン	I: 1.5 F: 非観測 1.2 観測 2.5
1980	de Bruyne Messmer	Federal Inst. of Teh., Zurich	15	V	300 サイン	超音波による動きの検出 オンライン	I: 8 II: 0
1980	Kuckuck	Bundes- kriminalamt W.G.	20×40	ID	文 章	自己相関関数, フーリエ変換	95
1982	Sato Kogure	農工大	11×10	V	漢字サイン	D Pマッチング, オンライン 1人分を3人がまね。 (330 データ)	I: 1.8 F: 0.0
1982	尺長, 金子 淀川	電電公社 武蔵野通研	20	ID	50文字 (漢字 300 字種)	テクスチャ解析	99.5
1982	吉村, 木村 藤田, 吉村	名 大	11×32	ID	短文章	正規化, ポケ操作, 因子分析	平均仮名: 70.1 平均仮名: 76.3 漢字: 89.3
1982	Naske	Bundes- kriminalamt W.G.	100×10	ID	DRE, HUNDER	プロトタイプからの変量によ る	98 1文字では 26~47

I: 本人拒否率 II: 他人受理率 F: 故意の詐称者受理率 (%)

識における個人性の除去の問題にも関連して、最近、研究が進みつつある。先に紹介した吉村ら(名大)や尺長ら(電電公社武蔵野通研), Kuckuck, Naske(Bundeskriminalamt, 西独)らの研究が報告されている。尺長らは、テクスチャ解析の立場から文字パターンに含まれている個人性情報の抽出を試みている<sup>26)</sup>。文字のテクスチャ情報として、2画素点を結ぶ線分上の両端を含む等間隔のn点を考慮した、線上等間隔n次統計量を用いた。これは線分性に着目する統計量である。筆者20名、文字数50の文字集合による筆者識別で99.5%の結果を得ている。

## 5. あとがき

話者認識、筆者認識とともに、まだ実用にはされていない技術であるが、社会の様々なシステムの中で個人の自動確認が必要とされる場面がますます増大していくことから、近い将来実用にされるものが出現しそうである。しかし、話者識別について見れば、近親者にみられるように、身体、発声器官、生活環境が似てい

て、識別が困難な場合があるのか、カゼなどで通常と声が変わった場合はどうかなど、実際的なレベルの実験や対策はこれから段階である。筆跡についてはオンライン方式が話者認識に似た状態にある。

今後は、安定で詐称に強い特徴量の選択や識別方法の開発と同時に、多人数、長期間のテストが必要である。

## 参考文献

- 1) 白井: 個人の識別技術, 計測と制御, Vol. 20, No. 1, pp. 162-166 (1981).
- 2) Tosi, O.: Voice Identification, Univ. Park Pr. (1979).
- 3) 新美: 音声認識, 共立出版 (1979).
- 4) 古井: 話者認識, 音響学誌, Vol. 37, No. 5, pp. 232-238 (1981).
- 5) Atal, B. S.: Effectiveness of Linear Prediction Characteristics of the Speech Wave for Automatic Speaker Identification and Verification, J. Acoust. Soc. Am., Vol. 55, No. 6, pp. 1304-1312 (1974).

- 6) Sambur, M. R.: Speaker Recognition Using Orthogonal Linear Prediction, IEEE, Tr. ASSP, Vol. ASSP-24, No. 4, pp. 283-289 (1976).
- 7) Furui, S.: Cepstral Analysis Technique for Automatic Speaker Verification, IEEE, Tr. ASSP, Vol. ASSP-29, No. 2, pp. 254-272 (1981).
- 8) Pruzansky, S.: Pattern-Matching Procedure for Automatic Talker Recognition, J. Acoust. Soc. Am., Vol. 35, No. 3, pp. 354-358 (1963).
- 9) 古井, 板倉, 斎藤: 長時間平均スペクトルによる話者認識, 信学会論文誌, Vol. 55-A, No. 10, pp. 549-556 (1972).
- 10) 古井, 板倉: 単語の統計的パラメータによる話者認識, 信学会論文誌, Vol. 56-A, No. 11, pp. 717-724 (1973).
- 11) Wolf, J. J.: Efficient Acoustic Parameters for Speaker Recognition, J. Acoust. Soc. Am., Vol. 51, No. 6, pp. 2044-2056 (1972).
- 12) Rosenberg, A. E. and Sambur, M. R.: New Techniques for Automatic Speaker Verification, IEEE Tr. ASSP., Vol. ASSP-23, No. 2, pp. 169-175 (1975).
- 13) 松本, 曽根, 二村: 断片的正準判別分析によるTextを限定しない話者認識, 信学会電音研究会資料, EA-75-60 (1975).
- 14) 市川, 中島, 中田: 電話音声を対象とした話者照合, 音響学誌, Vol. 35, No. 2, pp. 63-69 (1979).
- 15) 古井: 統計的特徴と動的特徴による話者認識の比較, 音学会音声研資, S 80-23 (1980).
- 16) Krasner, M., Wolf, J. et al.: Investigation of Text-Independent Speaker Identification Techniques under Conditions of Variable Data, IEEE ICASSP '84, No. 18 B. 5 (1984).
- 17) Shridhar, M. et al.: A Comparison of Distance Measures for Text-Independent Speaker Identification, IEEE ICASSP '83, No. 12-10, pp. 559-562 (1983).
- 18) Li, K. P. and Wrench, E. H.: An Approach to Text-Independent Speaker Recognition with Short Utterance, IEEE ICASSP '83, No. 12-9, pp. 555-558 (1983).
- 19) 吉村, 木村, 藤田, 吉村: 筆者識別に影響する要因の分析, 信学会論文誌, Vol. J 66-D, No. 1 pp. 1-8 (1983).
- 20) 吉村, 木村, 吉村: 筆者情報に関する構造変数と濃度変数の比較, 信学会論文誌, Vol. J 66-D, No. 7, pp. 819-826 (1983).
- 21) Hale, W. J. and Paganini, B. J.: An Automatic Personal Verification System Based on Signature Writing Habits, Carnahan Conf. on Crime Countermeasures, pp. 121-125 (1980).
- 22) Liu, C. N., Herbst, N. M., Anthony, M. J.: Automatic Signature Verification, System Description and Field Test Results., IEEE Tr. SMC, Vol. SMC-9, No. 1, pp. 35-38 (1979).
- 23) Yasuhara, M. and Oka, M.: Signature Verification Experiment Based on Nonlinear Time Alignment: A Feasibility Study, IEEE Tr. SMC, Vol. SMC-7, pp. 212-216 (1977).
- 24) Sato, Y. and Kogure, K.: Online Signature Verification Based on Shape, Motion and Writing Pressure, Proc. 6th Int. Conf. Pattern Recog., pp. 823-826 (1982).
- 25) 尺長, 金子, 淀川: テクスチャ属性による手書き文字個人性の解析, 信学パターン研資, PRL 82-28 (1982).
- 26) Naske, R. D.: Writer Recognition by Prototype Related Deformation of Handprinted Characters, Proc. 6th Int. Conf. Pattern Recog., pp. 819-822 (1982).
- 27) Kuckuck, W.: Writer Recognition by Spectral Analysis, Int. Conf. : Security Through Sci. and Eng., pp. 1-3 (1980).
- 28) De Bruyne, P. and Messmer, P.: Authentication of Handwritten Signatures with Sonar, ibid. pp. 169-172 (1980).

(昭和 59 年 5 月 1 日受付)

