

知識統合型文字切り出しを用いた枠なし手書き複合語入力方式

小 黒 雅 己[†] 水 書 章 雄[†]
中 村 修[†] 北 村 正[†]

本論文では、文字ピッチが不定で、文字の分離や接触がある枠なし複合語文字列を高精度に読み取る方式について述べる。枠なし文字列で問題となる文字切り出しについて、複数の知識を統合して判定する文字切り出し法を新たに提案して精度向上を図る。具体的には、枠なし手書き文字列に対し、黒画素連結部分の外接矩形の形状知識を用いた文字切り出し結果を仮説とし、文字認識で得られる類似度を用いた文字知識、および、単語として存在する文字連接関係を用いた単語知識による検証から、仮説が誤った部分に対してのみ網羅的にパターンを生成して、その中から文字、単語の知識に適合するパターンを生成する。本文字切り出し法を用いて枠なし手書き複合語入力方式を構築し、400件の複合語文字列を用いた評価実験を行い、本入力方式により文字認識率68.4%の文字列に対し94.3%まで精度向上が可能であることを確かめた。また、文字切り出しの方法として、網羅的切り出し、形状的知識のみによる切り出し、統合型文字切り出しを比較し、統合型文字切り出しを用いた入力方式が、網羅的切り出しによる方法に比し演算量を45%削減し、3方式中最も精度が高くなることを確かめた。

A Handwritten Compound-word String Input System Using a Knowledge-Integrated Character Segmentation Method

MASAMI OGURO,[†] AKIO MIZUGAKI,[†] OSAMU NAKAMURA[†] and TADASHI KITAMURA[†]

In this paper we present a high performance freepitch handwritten compound-word string input system by using a knowledge-integrated character segmentation method. A segmentation hypothesis is first created by utilizing knowledge about the shape of the rectangle enclosing a character. This hypothesis verified by using character similarity and character combination. The character similarity is obtained through a character recognition process and expresses how a character image is similar to a character candidate. The character combination is statically obtained from word strings, and it expresses the existence of a character pair as words. If the hypothesis for part of string fails, all possible segments are created, they are verified by utilizing knowledge, and the best segment is selected. We tested this method using 400 character strings. Its accuracy rate reaches 94.3 %, compared to 68.4% for recognition of individual characters.

1. はじめに

計算機等への簡易なデータ入力手段として、文字認識技術を用い、帳票、文書等に記入された文字列を直接入力する方法が利用されている。しかし現状では、丁寧な文字を使用する、文字枠内に1文字を記入する等、の記入上の制約がある。より自然なマンマシンインターフェースの実現のためには、これらの制約をなくしていくことが不可欠である。そこで、筆者らは、文字枠内記入という制約を取り払った、枠なし手書き文字列の入力方式について研究を進めている^{1)~3)}。

現在、文字枠を前提としない、枠なし手書き文字列の入力方式として、いくつかの研究が行われている。

枠なし手書き文字列に対しては、文字の外接矩形の形状的特徴等から1文字単位への切り出しを行い、切り出された文字ごとに文字認識を行う方式があるが、この場合、形状的特徴からだけでは、切り出し精度が不十分であることが知られている⁴⁾。これを解決するために、形状的切り出し結果を利用して、文字認識、単語照合により単語候補を検索し、単語候補と合致する切り出しパターンを生成し精度向上を図る方法^{1),2)}、単語検索を誤切り出しパターンをあらかじめ登録した単語辞書で行う方法³⁾、網羅的に文字切り出し、認識を行い、単語の規則的な接続情報と合致する組合せを探索する方法^{5),6)}等、切り出し結果を単語、文法等の上位の知識を用いて検証する方法が提案されている。しかし、これらの方法は、いずれも、入力文字列が1単語であるか、または、単語の接続パターンが、規則として

† NTT ヒューマンインターフェース研究所
NTT Human Interface Laboratories

明示されている必要がある。たとえば、文献2)では、住所における単語の接続パターンを、文献5)では、単語の文法的接続パターンを、それぞれ規則化している。このため、これらの手法では、単語間の接続の制約が強い文字列が対象となる。これに対し、たとえば企業・団体名称や建物名称のように、名詞単語の自由な組合せで作られる複合語では、単語の文法的および意味的な接続の制約が弱いため、これら言語的な制約が少ない条件で処理する必要がある。

言語的制約が少ない文字列の入力方式として、筆者らは、文字枠内の記入を前提とした複合語入力方式を提案している⁷⁾。本方式は、正解単語の組合せを文字候補のみから推定する方式であるため、文字切り出しの精度が低い場合は、切り出し誤りによる正解文字の脱落が多発し、複合語の構成単語の検索が不可能である。このため、本稿では、枠なし手書き文字列を対象とし、文字切り出し法の高精度化を図り、言語的制約の少ない複合語文字列の入力を可能とした読み取り方式について述べる。文字切り出しの高精度化のためには、知識統合型の文字切り出し法を提案する。本切り出し法は、黒画素連結部分の外接矩形を基にした形状的特徴を用いた文字切り出しにより得られた切り出し仮説(以降、仮説と呼ぶ)に対し、文字認識結果、および、単語からの文字連接による知識を用いて検証する。その後、本検証により仮説が誤ったと判断された部分についてのみ網羅的な切り出しにより上記知識に最も適合する切り出しパターンを探索するものである。

2. 統合型文字切り出し

2.1 文字切り出しの課題

黒画素連結成分の外接矩形の形状知識に基づいた文字切り出し方式では、75%程度の正確さで切り出しが行われている⁴⁾。この条件下では、住所のように単語の接続に関する制約が強い文字列であれば、一部で単語が検索されなくとも、周辺の単語からの類推により、単語候補を絞り込むことができる。このため、絞り込んだ単語候補と文字候補との照合により不一致部分を特定し、不一致部分に対し網羅的な切り出しを行うことにより、切り出し誤りを効率よく補正できる²⁾。たとえば図1(a)に示すように、“東京都”と“丸の内”が検索されれば“千代田区”が特定される。この場合、処理量は、全文字列から網羅的に探索する場合に比べ大幅に削減できる。

一方、単語間の接続の制約が弱い複合語の場合は、

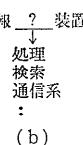
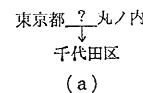


図1 周辺単語からの単語選択
Fig. 1 A word selection by using peripheral words.

単語同士の類推が困難であるため、単語候補を絞り込むことができず、上述した切り出し誤りの補正が困難となる。たとえば図1(b)に示すように、“情報”と“装置”が検索されても、中に入る単語は“処理”“検索”“通信系”的ように、多数存在すると考えられ特定できない。誤認識により周辺の単語(図の“情報”や“装置”的部分)が特定できない場合、さらに、あいまい性が増大する。したがって、正解単語を抽出するためには、正解文字を一つでも多く文字候補に含め、単語候補を絞り込んでいくことが必要となる。

このために、正解文字が文字候補内に含まれない原因の一つである文字切り出し誤りを補正し、その後、単語候補の抽出を行う。単語候補抽出以前に切り出しの補正を行う方法として、切り出しパターンを網羅的に生成し、全パターンについて文字認識を行い、文字の類似度の組合せが最も高くなる切り出しパターンを探索する方法がある。しかし、網羅的な方法には、文字列長が長くなると切り出しパターンの組合せ数が膨大となる、探索範囲が広いため誤った探索をする可能性が高くなる、という問題があり、高速高精度な切り出し法が望まれる。

2.2 知識統合型文字切り出し法

本節では、2.1節で述べた課題を解決するために、形状的な文字切り出しと網羅的な切り出しを効果的に融合し、複数の知識を統合して検証する知識統合型文字切り出し法について述べる。

図2に処理の流れを示す。入力文字列に対し、黒画素連結部分の外接矩形を基にした形状的な知識を用いて、外接矩形の統合、分離を行い文字矩形を生成し(図2(a)), 各矩形ごとに文字認識を行う(図2(b))。これを仮説として以降の検証を行う。なお、図には、文字認識の結果の例として、文字候補、および、類似度を示す。文字検証では、文字認識で得られた1位文字候補の類似度を用いて検証する。図では、

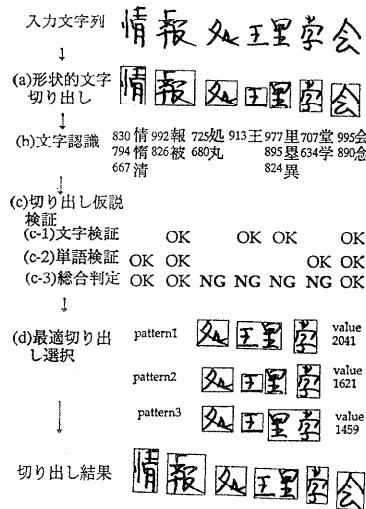


Fig. 2 A flow of an integrated knowledge based character segmentation.

文字検証の例として、1位文字候補の類似度が900以上である場合、仮説が正しいと判定している(図2(c-1))。類似度による判定は、類似度が高い文字カテゴリが存在する場合は、文字である可能性が高いという知識を表している。しかし、この知識は以下の場合に誤った検証をする。

- 類似度が低くなる原因是、文字をなしていない場合と文字の変形が大きい場合がある。このため、文字変形が大きい低品質文字では切り出し仮説が正しくても検証を誤る可能性がある。
- 文字には、各要素(部首)が文字をなす場合もあるため、類似度が高い場合も正しい文字とはいえない。たとえば、図2に示す“理”的ように、偏旁に分離しても、“王”、“里”的文字カテゴリが存在する。

これに対し、単語レベルの検証を行う。単語検証では、入力文字列内の部分文字列が単語として成立するか否かを判定する。この部分文字列は、長くとればとるほど検証の精度が高くなるが、文字候補の組合せの数が増大すること、名詞の一単語当たりの文字列長は統計的に見て2~3文字のところに全単語の9割が分布している¹⁰⁾ことから、2文字列で行う。そこで、単語として成立可能な2文字の組みを表す文字接続テーブルを作成し、このテーブルに、2文字列が含まれているか否かを検定することにより、単語の成立可能性を判定する。上記の図2の“王”“里”的例では、“王里”“処王”“里学”的単語としての組合せが存在しな

いため、“王”“里”については、仮説が誤っていると判断できる。また、文字の変形が大きくて類似度が低くなる場合に対しても、図2の“情”的ように、“報”とともに単語をなしうると判断でき、仮説検証の誤りが減る(図2(c-2))。このようにして、切り出し仮説の検証に、言語的な観点を入れることができる。

以上のような2レベルの検証結果をもとに、総合的な判定を行う。このとき、文字検証と単語検証の各結果のどちらを重視するかにより、判定結果が異なる。これには、文字がどれだけ読めるか(低品質文字の出現率)とシステムがどれだけ単語を知っているか(辞書の単語登録率)とで判断するという考え方で整理する。すなわち、未知語が多ければ単語検証能力が劣るために文字検証を重視するが、認識率が低い低品質文字が多ければ単語検証を重視する。したがって、総合判定では、文字検証重視か、単語検証重視かをあらかじめ設定し、設定内容に応じた判定を行う。図2(c-3)では、単語検証を重視し判定を行う場合を示し、“処理学”的部分を誤り(NG)と判定し、網羅的な探索の範囲としている。なお、図2(c-3)で用いている総合判定の内容は、単語検証が正しく、かつ、文字の類似度が800以上であれば、仮説が正しいである。後述の実験でも、低品質文字が出現する可能性が高いことから、単語検証を重視した判定を行っている。

網羅的な探索では、図2(d)に示すように、仮説誤りの部分について、基本矩形を組み合わせて切り出しパターンを複数生成し、文字検証、単語検証と同じ知識を用いて評価し、最も確からしい切り出しパターンを選択する。図のvalueは評価値であり、評価関数の定義については次章で示す。このようにして、切り出しパターンを決定する。

3. 読み取り処理

本章では、2.2節で述べた文字切り出し法を、複合語照合⁷⁾に導入して構築した処理方式を示す。本方式は、仮説生成処理(図2(a),(b))、仮説検証処理(図2(c))、最適切り出し選択処理(図2(d))、単語組探索処理からなる。図3に構成図を示す。入力は1行単位の文字列の2値イメージデータ、出力はイメージデータに対応する文字コード列である。以下に各処理内容を示す。

3.1 仮説生成処理

入力された2値イメージデータから、連続する黒画

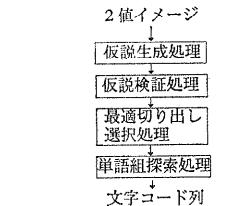


図 3 文字列入力方式構成図
Fig. 3 A block diagram for a string input system.

素部分に外接する矩形を抽出し、外接矩形を基に 1 文字となりうる矩形の配置関係を定めた以下の知識を用いて、黒画素連結部分の外接矩形を統合/分離し仮説を生成する。

- 1 文字を囲む外接矩形が正方形に近い。
- 文字の配置はほぼ等間隔である。
- 横長な矩形は文字接触である。

本仮説で切り出されるイメージについて、PDC 特徴⁸⁾、距離計算による文字認識を行い、文字候補、および、距離値を複数候補出力させる。文字の類似度にはここで得られる距離値を基にする。

3.2 仮説検証処理

仮説生成部で得られた文字切り出し仮説の文字候補から、2.2 節で述べた手法に従い、文字検証、単語検証を行い、単語検証を重視した総合判定を行う。おののの検証では、具体的に以下の情報を用いる。

絶対距離値：文字候補の信頼性を表す知識で、文字検証で使用する。文字の複雑さを考慮して文字カテゴリごとに補正した距離値を用いる。

相対距離値：文字候補の信頼性を表す知識で、文字検証で使用する。1 位文字候補の距離値と 2 位文字候補の距離の差を用いる。

文字連接性：単語成立の可能性を表す知識で、単語検証で使用する。単語辞書から作成した 2 文字間の連接テーブルの検索結果を用いる。

3.3 最適切り出し選択処理

形状的な文字切り出し時に行った連結成分部分の外接矩形を基本矩形とし、仮説が誤っていると判断された場合、誤った部分に相当する基本矩形を組み合わせて網羅的に切り出し矩形を生成し、各切り出し矩形に対して文字認識を行う。そして、各切り出し矩形の文字認識結果から最適な切り出しパタンを選択する。このとき、最適パタン選択においては、前節で用いた情報より信頼度を以下の式で定義して、最も高い信頼度をもつ切り出しパタンの探索を行う。ここで、 x ：文

字連接性 ($=\{0, 1\}$)、 y ：絶対距離値、 z ：相対距離値、 C ：定数（絶対距離値の最大値）である。

$$B(x, y, z)$$

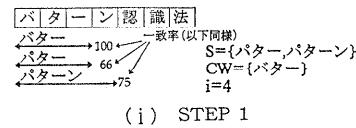
$$= \begin{cases} \alpha(C-y+\beta z) \cdots x = 1 & \text{のとき} \\ C-y+\beta z \cdots x = 0 & \text{のとき} \end{cases} \quad 1 \leq \alpha, \beta \leq 2$$

本式は、両距離値で得られる確からしさに、連接性の有無をパラメータとして表現している。これは、文字連接性を用いた単語検証の結果を反映させるためであり、2.2 節の単語検証の結果の重みの度合が α で与えられる。

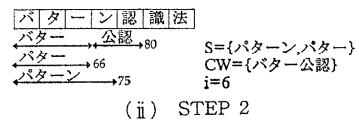
本処理で得られた最適切り出しパタンと、仮説検証部で仮説が正しいと判定された部分を合わせて、文字切り出し結果とし、文字切り出し結果から得られている文字候補を単語組探索部の入力とする。

3.4 単語組探索処理

仮説検証部で得られた各文字位置ごとの文字候補から、最適単語組探索法⁹⁾により、単語辞書から最も類似な単語の組合せを選択する。このとき、各単語は部分一致を許容し、単語内の文字すべてが文字候補内に含まれていない場合においても、正解単語の抽出が可能なようとする¹⁰⁾。本探索では、以下のアルゴリズムで、文字候補と隨時生成される単語組との一致率 (=一致文字数/単語組長) を評価関数とし、一致率最大の単語組を求める。ここで、 i は単語検索の開始文字、 S は処理された単語組候補の集合、 CW は最適



(i) STEP 1



(ii) STEP 2



(iii) STEP 3



(iv) STEP 4

図 4 単語組探索処理の例
Fig. 4 An example of a word combination searching.

単語組を表す。また、図4に文字列「パターン認識法（「パ」は「ぱ」の認識誤りを想定）」から単語組「パターン認識法」を探索する例を示す。

- (1) $i=1, S=\{\phi\}, CW=""$ (空文字列)
- (2) i から始まる単語を検索し単語候補を抽出する。各単語候補を、 CW と接続して新たに単語組を生成し、生成した単語組と文字候補の一一致率を求め、 S に追加する。
- (3) S 内で一致率最大の単語組を CW とし、 S から除去する。
- (4) CW の終端位置が入力文字列の終端であれば終了。そうでなければ、 $i=(CW \text{ の終端}+1)$ として、(2)～(4)を繰り返す。

4. 実験および考察

4.1 評価実験

複合語入力方式の性能を評価するために、ワークステーション上で評価実験を行った。表1に評価条件をまとめた。筆者らは、これまで、記入項目に応じた単語辞書を用いることで、高精度な読み取りが可能であることを示した^{1),2)}。そこで、今回の実験においても、単語辞書は、評価サンプルの記入内容に対応して、主要なビル、会社名称を単語に分割して作成した。

図5は、形状的な文字切り出し結果を文字認識したときの1位文字認識率 (= 正解文字数/入力文字数)

表1 評価条件
Table 1 Estimating conditions.

評価サンプル	ビル名、会社名
サンプル数	400 件
サンプル内単語数	489 語 (延べ 1311 語)
サンプル内文字数	444 字 (延べ 3642 字)
登録単語数	約 30000
語辞書内文字数	約 3000 字

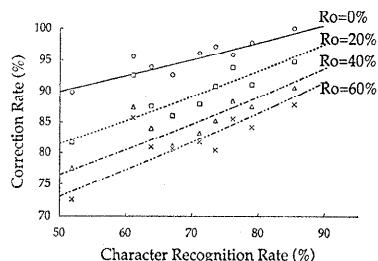


図5 認識率と正解率の相関
Fig. 5 A character recognition rate vs. a correction rate.

表2 方式別性能
Table 2 Performance for each method.

方 式	平均正解率	正解件数	演算量
文字認識のみ	68.4%	—	—
統合知識型	94.3%	304	100
形状知識型	92.3%	277	78.14
網羅的探索型	92.9%	286	178

と本方式による文字正解率との関係を、未知語含有率(R_0)をパラメータとして測定した結果である。なお、文字正解率は、正解文字数/入力文字数、未知語含有率(R_0)は、入力単語内延べ未知単語数/延べ入力単語総数でそれぞれ表す。ここで、未知語含有率の変更は、単語辞書から入力サンプルの構成単語をランダムに削除して行った。この場合、 $R_0=60\%$ であっても、削除する単語数は800単語程度であるため、単語辞書の登録単語数の変化による影響はほとんどないといえる。

表2には、切り出し法の比較を行うために、今回提案の知識統合型切り出し（統合知識型）と以下の二つの切り出し法でおのおの構築した複合語入力方式の文字正解率、文字列単位の正解件数、演算量を示す。

- 形状的知識型：形状的知識を用いて文字を決定的に切り出し²⁾、各切り出し矩形で文字認識を行い、単語組探索処理を行う。
- 網羅的探索型：連続する黒画素の外接矩形を基に、すべての組合せを切り出し候補とし^{5),6)}、そのなかから信頼度 $B(x, y, z)$ が最も高い切り出し候補を選び、文字認識、単語組探索処理を行う。

ここで、演算量は統合知識型による方式を 100 とした

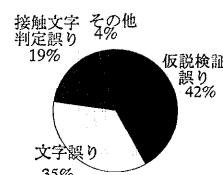


図6 誤認別の原因
Fig. 6 Reasons of correction errors.

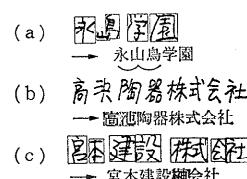


図7 誤りの例
Fig. 7 Examples of errors.

ときの相対値で表す。また、 $R_0=0\%$ である。

本方式における96件の誤り文字列に対し誤りパターンの分析を行った。図6にその割合を示し、図7に、各誤りパターンの典型例を示す。以下に各誤りを説明する。

- 仮説検証誤り（図7(a)）：今回採用した三つの知識で検証を誤り、正しい切り出しパタンが生成されない。図は、“永山”，“山鳥”が単語として存在し、かつ“山”，“鳥”的類似度が高いために起こる例である。
- 文字誤り（図7(b)）：誤認識された文字候補で単語が生成され、正解単語が得られない。図は、“浜”が“池”に誤認識され、かつ、“高池”が単語として存在したため起こる例である。
- 接触文字判定誤り（図7(c)）：イメージ上で2文字が接触した場合、極端な横長矩形を除いては、最適切り出し選択部で切り出しの基となる基本矩形の段階で1文字と見なされ分離できない。このため、正しい切り出しパタンの生成が不可能となる。

4.2 考 察

以下に実験結果から得られる考察をまとめる。

- 統合型文字切り出し法を用いた入力方式では、1位文字認識率を25.9%改善し、94.3%まで文字の正解率が向上している。さらに、形状知識型、網羅的探索型、を用いた方式に比し、それぞれ、2.0%，1.4%の正解率の向上が見られ、最も高い精度を実現できた。これは、本方式が、形状的知識の誤りは仮説誤りとして網羅的探索で補正され、網羅的探索で誤りになる部分は形状的知識の刈り込みで回避している結果と考えられる。また、本方式は網羅的探索に比べ処理時間を約45%削減しており、高速高精度な入力方式を実現できた。
- 本方式の精度は、入力文字列の文字品質に依存するが、低品質文字であっても、正解率の向上効果は大きい。これは、文字切り出しの精度向上により、単語内の文字が文字候補として抽出されているためと考えられる。
- 誤りを分析すると、仮説検証の誤りが最も多い。これは、仮説検証で用いた知識が、すべての入力文字列で同一であるためである。とくに、入力文字列の品質はさまざまであるに関わらず、本方式ではすべて単語検証重視で総合評価を行っている。したがって、仮説検証の誤りを減らすために

は、入力文字列から品質を動的に評価して、知識の適用を変えていく等の方法が必要と考えられる。これは今後の課題とする。

- 最後に、未知語が存在するときの影響を考える。未知語が存在する場合は、図5に示すように、正解率の低下が起こっている。本方式では、単語が検索されない部分に対しては、該当する部分に対する補正を行わず、仮説生成時の文字認識結果をそのまま最終結果としている。この場合、未知語部の正解率は仮説生成部での認識率 ρ に相当する。いま、既知語部への悪影響がないと仮定したとき、全体の正解率の低下(ΔC)は、未知語部の正解率の低下のみであるため、

$$\Delta C = R_0(1-\rho)$$

である。表2より $\rho=0.684$ であるため、 $R_0=40\%$ では約12.6%の低下となり、図では、10%前後の低下ほぼ等しい。この傾向は $R_0=20\%$ 、60%でも同様である。このことから、正解率の低下は、未知語部分の補正不能が原因で、既知語部分は未知語に影響されず補正されていると考えられる。

5. おわりに

本論文では、形状知識により得られた文字切り出し結果を仮説として扱い、仮説を文字、単語レベルの知識を統合し検証する文字切り出し法を提案し、本方法を用いて構築した枠なし手書き複合語文字列入力方式について述べた。

評価実験により、知識統合型文字切り出し法を用いた複合語入力方式では、形状知識と網羅的探索の効果が相補的に作用する結果、形状的切り出しのみを用いた方式、網羅的探索を用いた方式に比べ、最も精度が高くなることを確かめた。また、本方式は網羅的探索に比べ処理時間を削減しており、高速高精度な入力方式を実現できた。さらに、未知語含有率による評価により、本方式が未知語の影響が少ない方式であることが確かめられた。

本方式の誤りを分析すると、仮説検証時の誤りが最も多い。このため、検証時の評価尺度の選定法、知識の適用法について今後検討する。

謝辞 本研究を進めるにあたり、種々の評価データの収集、分析に協力していただいた(株)NTTアドバンステクノロジの橋美雪さん、ならびに、ご討論いただいた関係各位に感謝します。

参考文献

- 1) 北村 正, 仲林 清, 大光明直孝, 中村 修: 単語知識を利用した手書き文字列処理方式, *NTT-R&D*, Vol. 39, No. 3, pp. 429-436 (1990).
- 2) 仲林 清, 北村 正, 河岡 司: あいまい用語検索を用いた高速枠なし手書き文字列読み取り方式, *信学論* Vol. J 74-D-II, No. 11, pp. 1528-1537 (1991).
- 3) 中村 修, 小黒雅己, 田中明通, 北村 正: 部分文字要素の照合による枠なし手書き文字入力法, *信学論*, Vol. J 75-D-II, No. 4, pp. 697-705 (1992).
- 4) 馬場口登, 塚本正敏, 相原恒博: 手書き日本文字列からの文字切り出しの基礎的考察, *信学論*, Vol. J 68-D, No. 12, pp. 2123-2131 (1985).
- 5) 村瀬 洋, 新谷幹夫, 若原徹, 小高和己: 言語情報を利用した手書き文字列からの文字切り出しと認識, *信学論*, Vol. J 69-D, No. 9, pp. 1292-1301 (1986).
- 6) 佐瀬慎治, 辻 善丈, 津雲 淳: 制限付文字列読み取りの一検討, *信学技報*, PRU 88-115, pp. 49-56 (1988).
- 7) 小黒雅己, 中村 修, 北村 正: 手書き複合語文字列識別のための最適単語組探索方式, *信学論*, Vol. J 75-D-II, No. 1, pp. 96-102 (1992).
- 8) 萩田紀博, 内藤誠一郎, 増田 功: 外郭方向寄与度特徴による手書き漢字の識別, *信学論*, Vol. J 66-D, No. 10, pp. 1185-1192 (1983).
- 9) 松尾比呂志, 佐藤哲司, 津田伸生: 連想統合型照合による単語あいまい検索法, 第34回情報処理学会全国大会論文集, 4 E-7, pp. 1845-1846 (1987).
- 10) 梅田三千雄: 単語辞書を用いた文字認識における文字の確定能力, *信学論*, Vol. J 72-D-II, No. 1, pp. 22-31 (1989).

(平成5年2月22日受付)
(平成5年9月8日採録)



小黒 雅己（正会員）

昭和38年生。昭和60年熊本大学工学部電子工学科卒業。同年日本電信電話(株)に入社。以来、並列処理技術、手書き文字入力技術の研究に従事。現在NTTヒューマンインターフェース研究所第五プロジェクト勤務。



水書 章雄

昭和23年生。昭和42年東京都立足立工業高等学校電子科卒業。同年日本電信電話公社に入社。以来、ファイル記憶装置の保守・診断方法、LSIレイアウトCAD、手書き文字認識装置の研究実用化に従事。現在、NTTヒューマンインターフェース研究所第五プロジェクト勤務。電子情報通信学会会員。昭和55年科学技術庁長官賞受賞。



中村 修（正会員）

昭和25年生。昭和49年青山学院大学理工学部電気電子工学科卒業。同年日本電信電話公社に入社。以来、記憶制御方式、並列処理方式、データベース入力技術の研究開発に従事。現在、NTTヒューマンインターフェース研究所第五プロジェクト勤務。電子情報通信学会、IEEE各会員。



北村 正（正会員）

昭和23年生。昭和46年早稲田大学理工学部電気工学科卒業。昭和48年同大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話公社に入社。以来、データベース管理システム、データベースマシン、データベース入力技術の研究開発に従事。現在、NTTヒューマンインターフェース研究所第五プロジェクト勤務。人工知能学会会員。