

# Web 文書を活用した n-gram モデルによる 手書き自由記述アンケートの自動認識法

泉谷 達庸<sup>†</sup> 松本 章代<sup>†</sup> 鈴木 雅人<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 東京工業高等専門学校

近年、文書認識の精度向上のために、Web 文書の有効活用法が注目を浴びている。本研究では、アンケートの自由記述文章を対象とし、文章内容の類似性に着目した自動認識アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムでは、個々の文字認識結果に対して n-gram モデルを用いた誤認識訂正を行うが、あらかじめ抽出した単語を検索キーとして GoogleAPI を用いて Web 検索を行い、得られた文書を活用してコーパスを動的に生成するため、従来の n-gram モデルによる訂正法よりも、より高精度な誤認識訂正が可能である。本アルゴリズムの有効性を検証する実験では、Web 文書を活用した動的なコーパス生成が個別文字の誤認識訂正に有効であり、本手法がアンケート等の類似文書の一括認識に有効であることが示された。

## An Automated Recognition System Based on N-gram Model Applied by Web Texts for Hand-Written Sentences in Questionnaire

Michinobu IZUMIYA<sup>†</sup> Akiyo MATSUMOTO<sup>†</sup> Suzuki MASATO<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Tokyo National College of Technology

Recently, effective use of the web document is researched in pattern recognition. It is known that n-gram model is useful for the post-processing in handwritten document recognition, but the error correction accuracy to a general document is not enough high. So, we propose the method of using the web document for dynamic generation of the corpus used by the n-gram model. In experiments, it is found that our proposal method is effective to the batch recognition of similar sentences as free descriptions of the questionnaire.

### 1 はじめに

現在、活字の文書を対象とした OCR の認識精度は非常に高く、誤認識の訂正方法についても様々な提案がなされ、実用化されている (例えば 1) 2)). 一方、手書き文書を対象とした OCR の用途は非常に広いが未だ研究段階であり、十分な精度は得られていない。ワープロ打ちの文書に比べ、手書き文書の場合、行間、文字の大きさ、文字の形に個人差が顕著に現れることが文書認識精度低下の要因となっている。これを解決するためには、文書画像から個々の文字画像領域を抽出する処理 (以下、切り出しと言う) の精度、および文字認識精度の向上が不可欠である。しかしながら、現状において ETL9 のような高品質文字に対しては 99% 以上の十分な精度が実現されている<sup>3)</sup> が、低品質文字に対しては十分な精度は得られない。

手書き文書認識は、Fig.1 に示すように「文書画像からの個々の文字画像の切り出し」、「切り出された個々の文字画像の認識」、「コーパスを知識デー

タとして認識結果の訂正を行う後処理」、の3つの工程で構成される。前述の通り、手書き文書では、切り出し、文字認識の精度が低いため、高精度な後処理の技術が要求されるが、現在のところ一般の手書き文書に対する有効な後処理方式ははまだ研究段階にある。

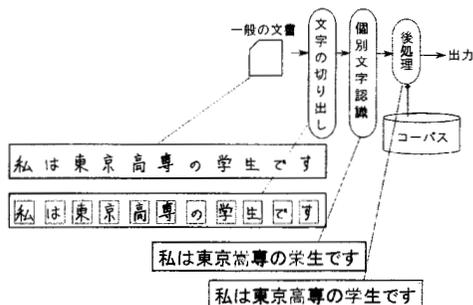


Fig. 1 手書き文書認識の流れ

一方、Web技術の発展により、様々なホームページがWeb上に混在しており、Web検索によって必要な情報が容易に取得できるようになった。更にGoogleがAPI<sup>1</sup>を公開したことによって、一般のユーザが手軽にGoogleの検索技術を利用できるようにもなった。

このような現状を踏まえ、Web文書を活用した新たな手書き文書認識システムの考案を試みる。本研究では、GoogleAPIを活用し、検索した文書を利用するという観点から、手書きの自由記述のアンケートを1例とした自動認識手法を提案する。アンケートは各個人に対し同じ質問が与えられるため、その回答の文書内容には文章表現にこそ違いが現れるが、出現する単語には類似性が見られるはずである。その単語情報を基にGoogleAPIを用いてWeb検索を行えば、アンケートの内容に近いWeb文書を得ることができるため、それらを後処理の知識として利用すれば、より高精度な文書認識が可能になると考えている。

提案する後処理では、誤認識してしまった文字を訂正すると同時に、訂正できなかった箇所もしくは、訂正は行ったが信頼性の低い位置を推定することを目的としている。この精度が高まれば、コンピュータに手書き文書認識をさせ、誤りと推定された部分に関してはインターフェイスを介して人間が補正する、といったソフトウェアの開発も可能になるため、手書き文書をより効率的に電子化することができると考えている。そこで、本研究ではソフトウェアとして実装することを念頭に、後処理アルゴリズムの検討を行なった。

## 2 自由記述アンケート認識の後処理

本章では、まず後処理の全体の流れを説明し、次に誤認識訂正アルゴリズムについて説明する。そして、Web文書をどのようにダウンロードし、後処理に利用するかを述べる。

### 2.1 後処理の概要

Fig.2は提案する文書認識システムにおける、n-gramモデルの編成までの流れ図である。Fig.2によると、後処理の前段階の処理として切り出し、文字認識を行うが、切り出しはFig.3のフォーマットの用紙に回答の内容を記入させることによって機械的に行えるようにしたため、後処理では文字認識結果のみを用いて処理を行なえばよいことがわかる。

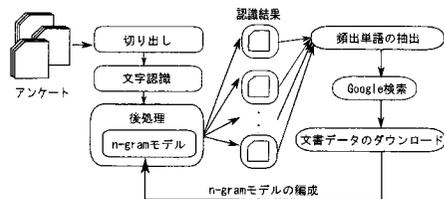


Fig. 2 アンケート認識の流れ

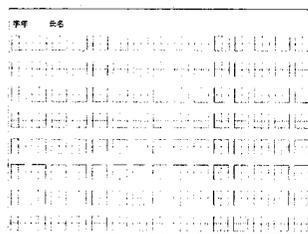


Fig. 3 アンケート記入用紙のフォーマット

文字認識では、方向線素特徴量<sup>4)</sup>およびマハラノビス距離<sup>5)</sup>を用いた認識手法により、上位30位までの認識候補を出力する。認識対象字種は英数字、カタカナ、平仮名、第一水準漢字の3118字種であり、標準パターンは手書き文字データベースETL1~9を用いて作成している。

本研究ではEDR電子化辞書<sup>2</sup>の日本語コーパス中の文見出しの部分(以下、単にEDRと言う)を抽出し、利用している。EDRは巨大なデータベースであるが、入力される手書き文書の内容と類似した文章が必ずしもEDRに記載されているとは限らないため、データの不足によって誤認識箇所を正しく訂正できない可能性がある。例えば、「ペイズ識別関数」、「パーセプトロン」などの専門用語や新聞や雑誌などには登場しづらい口語的な表現「~かもね」、「~でしょ」などが例として挙げられる。

そこで、まずはEDRを用いて仮の知識データを作成しておき、後処理を行う中で動的に知識データを編成することを考える。頻出単語をキーワードとしてWeb検索にかけ、上位にランクインした文書データをダウンロードし、文字の接続関係を調べ、知識データの再編成を行う。これにより、編

<sup>1</sup> <http://code.google.com/>

<sup>2</sup> [http://www.ijnet.or.jp/edr/J\\_index.html](http://www.ijnet.or.jp/edr/J_index.html)

成された知識データは、よりアンケートの内容に近いものとなる。そのため高精度な後処理を実現できると考えている。

## 2.2 誤認識訂正アルゴリズム

本研究では、文字同士の隣接関係に着目した n-gram モデルにより誤認識訂正を行っている。なお、本稿において n-gram は任意の n 文字からなる文字列を意味することとする。

Fig.4 に 4-gram の集計結果を利用した簡単な誤認識訂正例を示す。後処理では、個々に切り出された文字画像に対する認識結果が与えられる。

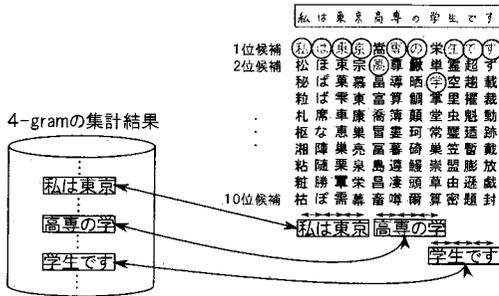


Fig. 4 4-gram の集計結果を用いた誤認識訂正

ここでは説明を簡単にするため、候補数を 10 に限定している (実際は 30)。この場合、後処理を行わずに文書認識の結果を出力するのであれば、最上位にある文字の組み合わせで構成される「私は東京高専の学生です」となり、文書の認識精度は約 81.8% となる。後処理では文字認識で得られた候補から正しい認識結果を選び出し、正しい文書への訂正を行うために、n-gram の集計結果を利用する。すなわち、それぞれの文字画像の認識候補同士の組み合わせからなる文字列が、n-gram のデータに該当するかどうかを調べることによって、文章中に現れる可能性がある文字列であるかどうかを判断し、候補中から正しいと思われる文字を選択する。この例は、認識精度の高い例であるため、Fig.4 のように、4-gram の集計結果に存在する文字列を適用することにより、入力文書画像と同じ文書へと訂正することができる。

実際に 3 章の評価実験に使用したアンケートを用い、誤認識訂正アルゴリズムについて述べる。4, 3, 2-gram の集計結果を利用し誤認識訂正を行うが、ここでは、4-gram の集計結果を利用した誤認識訂正の流れの例を Fig.5 に示す。

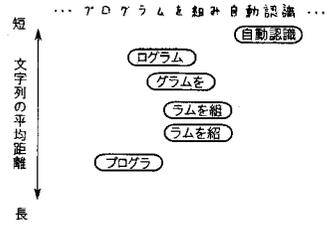


Fig. 5 4-gram と平均距離

まず、アンケート文中の隣接する文字認識候補の組み合わせから成る 4-gram が、コーパスから生成した 4-gram の集計結果に存在するかどうかを調査する。その結果 Fig.5 に示す 6 つの文字列が該当した。各認識候補には評価値 (標準パターンとのマハラノビス距離) が与えられているため、該当した 4-gram を構成する各文字の平均距離を利用して順位付けを行う。平均距離が短い 4-gram ほど信頼性が高いと考えられるため、「ラムを組」「ラムを組」のように、複数の 4-gram が該当してしまう場合でも、平均距離から「ラムを組」のほうが最もらしいと判断できる。

しかし、単純に平均距離の短い 4-gram が正しいという判断はせず、4-gram 中の文字の適用順序を考慮している。「自動認識」「ログラム」を確定した段階で、単純に平均距離の短い 4-gram から適用すると「プ」よりも「組」の方が先に確定されてしまうが、本後処理では、Fig.6 のように訂正を行う。

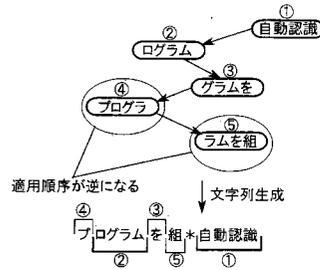


Fig. 6 文字列の適用方法

これによると「組」は 3 番目に確定された「を」の隣に位置するが、「プ」は 2 番目に確定された「ログラム」の隣に位置している。先に適用した文字列は本後処理において信頼性の高いと判断された

文字列なので、「組」よりも「プ」を先に確定すべきだとこの場合は判断するのである。

このようにして得られた文字列「プログラムを組\*自動認識」には「\*」の部分がある。これは4-gram中に該当する文字がなかったことが原因で、訂正できなかった文字である。このような場合、実際にはコーパスから生成した3-gramの集計結果を利用して引き続き同様の後処理を行う。また、3-gramによる後処理を行っても「\*」が残っている場合にのみ2-gramで同じ処理を行う。

### 2.3 頻出単語の抽出方法

Web文書のダウンロードにはGoogleAPIによるWeb検索を利用しており、誤認識訂正に有用性の高い文書を取得するためには適切な検索キーワードを選定する必要がある。アンケートは各個人に対して同じ質問が与えられるため、その回答の文書内容には文章表現にこそ違いが見られるが、出現する単語には類似性が見られると考えられるので、認識対象のアンケートから検索キーワードに利用する単語の抽出を行う。

EDRのみをコーパスとした誤認識訂正後のデータには誤認識結果が含まれている可能性があるが、(株)CSKで開発された日本語パーザを用いて形態素解析を行い、単語の抽出を試みる。形態素解析によって品詞情報が得られるが、形容詞、副詞、助詞などに着目しても、アンケート中にどのような内容の文が記述されているか把握することは難しい。本研究では検索キーワードにする単語を抽出したいので、名詞のみに着目することにした。

各文書内での名詞の出現回数TF (Term Frequency) と、ある名詞がいくつのアンケートにまたがって出現しているかを表すDF (Document Frequency) との積によって、頻出単語かどうかを評価し、その評価値が高い単語をGoogle検索のキーワードとして利用する。

3章の実験で対象とするデータにおいて、TF × DFの値が大きい単語はTable1のようになった。TF × DFによって名詞を抽出するのは直感的な方法であるが、この例では、文字認識に関係する名詞が多く抽出されているので、検索キーワードとして妥当であると考えられる。

### 2.4 Web文書の取得とその利用方法

まず、Table1に示したTF × DF値が高い単語から検索キーワードを生成し、GoogleAPIを介してWeb検索を行い、Web文書を取得する。次に、Fig.7のようにEDRと取得したWeb文書をマ-

Table 1 名詞の抽出結果

名詞	TF	DF	TF × DF
数学	8	11	88
認識	7	7	49
プログラム	4	5	20
役割	3	3	9
理論	3	3	9
ボタン	3	3	9
基礎理論	3	3	9
授業	2	2	4
手書き	2	2	4
課題	2	2	4

ジしてn-gramモデルを再編する。

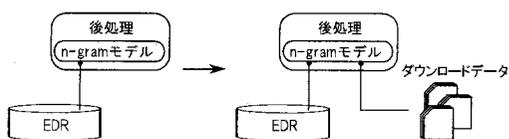


Fig. 7 n-gramモデルの再編

EDRのみによるn-gramモデルでは、

1. 専門的な単語に対応できない場合がある。  
パーセプトロン、ベイズ識別関数、etc.
2. EDRは新聞や雑誌を基に構成されているため、口語表現に対応できない場合がある。
3. EDRは新聞や雑誌に記載された文から構成されているため、正しい文法で書かれた文書にしか対応できない。

などの問題があると考えられる。

しかし、n-gramモデル再編の前処理であるWeb検索において、適切な名詞を検索キーワードとして適用できれば、アンケートの内容に類似した文書をダウンロードすることができ、「文字認識」というキーワードで検索を行うと「パーセプトロン」といった専門用語を含む文書によってn-gramモデルを再編することが可能である。また、Web上には口語表現や文語表現の文書が混在しているので、再編したn-gramモデルには口語表現の文書の知識が追加され、上記の2の問題も解決される。更に、Web文書は、正しい文法で記載されていることが保障されていないため、n-gramモデルを再編することによって、文法的に多少誤りのある文書の誤認識訂正が可能になると考えられる。

## 2.5 文書認識結果の評価方法

本研究では、1章で述べた設計方針により、コンピュータに文書認識をさせたとき、正しく認識できた文字とできなかった文字を正確に判別する必要がある。すなわち、文字認識の候補中に正しく認識された文字が含まれているなら、その文字を正しい文字として出力し、含まれていないなら誤って認識されていることを出力として示すことが求められる。しかしながら、実際は文字認識結果の候補中には必ず正しく認識された文字が含まれていることを前提に、文字同士の接続関係を評価して1つの文書にしている。そのため、出力された文書のうちの文字が正しい文字なのかを明確に示すことができない。そこで、出力された文書を評価する仕組みを取り入れ、文書中の文字に評価値を与えるようにし、その評価値を基に正しく認識された文字かどうかを判断する。

文書の出力結果は文字の隣接関係を基に誤認識訂正を行ったものであるため、接続関係を各文字の信頼性の評価に利用することを考える。Fig.8に示すように、4-gramであれば1文字に着目したときに4パタンの文字列が該当する。

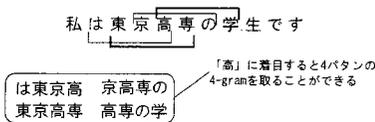


Fig. 8 1文字に着目したときの4-gramの取り方

同様に3-gram, 2-gramの場合3, 2パタンの取り方ができる。そこで、これらの文字列がコーパスから生成したn-gramの集計結果に該当するかどうかを調査し、Table2にしたがって4, 3, 2-gramの点数を合計したものを文字の接続度と定義する。

Table 2 文字接続度の得点表

n-gram \ 該当数	4	3	2	1
4	6	5	4	3
3	—	4	3	2
2	—	—	2	1

ただし、Fig.8の「私」に着目したとき、4-gramについては「私は東京」の1つしか該当しない。「は」に着目したときも、「私は東京」、「は東京高」の2

つしか該当しない。3, 2-gramについても同様なことが言える。

そのため、文頭や文末の文字の接続度が下がってしまうが、そのことは今回考慮せず4, 3, 2-gramに該当する数がいくつ存在するのかを一律に計算し、接続度を与えている。本システムでは、この接続度に対し閾値を設けることによって、正しい文字なのかどうかを判断することにした。しかし、当然ながら接続度による評価を適用しても正しく判別できない場合がある。ソフトウェアを開発することを前提に考えれば、正しく認識されている文字を間違っていると指摘されるよりも、誤って認識されている文字を正しいと判断されてしまう方が致命的である。そのため、本システムでは閾値を厳しく設定し、後者の状況を避けるように配慮している。

## 3 評価実験

提案した後処理方式の性能を評価するために実験を行った。以下に実験データ、実験方法、実験結果を示す。

### 3.1 実験データ

東京工業高等専門学校 平成18年度 情報工学科 3年生 37名を対象とし、「知識工学I」という授業の理解度を評価するために行ったアンケートの自由記述欄の内容を題材とした。アンケートの質問内容は以下に示すものである。

知識工学Iの授業についての質問です。この授業では手書き平仮名認識の課題を扱っていますが、この課題に取り組む前と現在とで、手書き平仮名の自動認識という問題の難易度について、どのようにあなたの考えは変わりましたか。また、授業では前期にまず独自の方法でプログラムを開発させ、後期になって数学的基礎理論を扱いましたが、手書き文字認識に代表されるパターン認識において、数学(統計や代数・微積)の役割を、あなたはどのように認識しましたか?この2点について、あなたの感じたことを100字程度で書いてください。

### 3.2 実験方法

上記のアンケートの回答をFig.3の用紙に記入してもらい、37人分の回答結果をモノクロの300dpiでスキャニングし、電子化した。実際に得られた回答の1例をFig.9に示す。このデータから個々の文字を機械的に切り出し、その後、各文字に対して文字認識を行い、30位まで文字候補とその距離値を抽出する。本後処理では処理速度向上を図るため、各文字の認識結果において1位に該当する文字候補の距離に対して1.5倍以上の距離をもつ候補は除外した。

1章で述べた設計方針により、本実験では後処

理の結果、「正しく認識されたと考えられる文字」、「曖昧だと思われる文字および誤っているだろうと推測される文字」の2種類に分類して出力し、その結果により後処理方式の性能評価を行う。なお、本実験では、Fig.10に示すとおり、TF × DFの評価によって抽出する名詞の数は10単語とし、それぞれの名詞をキーワードとして検索したとき、共起するページの多い名詞の組み合わせを検索キーワードに選定し、10組の検索キーワードによってWeb文書をダウンロードした。ダウンロード件数は1キーワードに対し100件とした。また文字列の接続度の閾値は9に設定した。開発言語はC#およびRubyである。

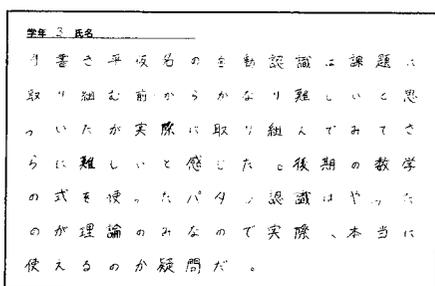


Fig. 9 実験対象データの1例

### 3.3 実験結果

まず、後処理で扱う文字認識の候補の精度を調査した。その結果、後処理を行わず、文字認識候補1位のみを適用した場合、68.4%の文字が正しく認識されたことがわかった。また、文字認識候補30位までのうち、1位から距離が1.5倍以内のものを後処理で扱う文字候補にすることを条件とした場合、候補中に正しい文字が87%含まれていることがわかった。つまり、後処理により誤認識訂正を行なった結果、最大87%のアンケート認識精度が得られることになる。

次に、後処理の精度評価を行なった。その結果をTable3に示す。このTable3は正しく認識された文字数(正答数)、誤認識された文字を正しい文字として出力してしまった文字数(誤答数)、本システムが誤認識文字である可能性が高いと判断した文字数(リジェクト)を計測し、まとめたものである。Table3中のEDRは「EDRのみから生成されたn-gramモデル」、EDR+WEBは「EDRおよびWeb文書から生成されたn-gramモデル」を

意味する。

Table 3 正答数, 誤答数, リジェクト数の関係

	EDR	EDR+WEB
正答数	1790	1910
誤答数	28	30
リジェクト数	1939	1817
計	3757	3757

この結果から、Web文書を利用することによってリジェクト数が減少し、正答数が増加していることが確認できる。本研究では誤答数を極力抑え、正答数を増やすことを目的としているので、本システムの性能が向上したと言える。

一度目の後処理によってどのような名詞がアンケート中から抽出されたかを確認し、抽出された名詞からどのように検索を行ったかをFig.10にまとめた。Fig.10中の抽出単語とは、EDRのみから生成したn-gramモデルによる後処理後、形態素解析を行うことにより抽出した名詞であり、TF × DFの値が高い順に並べた。

Google検索にかけるキーワードは、より関連性の深い名詞の組み合わせによって生成されるべきだと考えられる。そのため、TF × DFの上位10名詞からそれぞれ1キーワードで検索したとき、共起するページの多い名詞の組み合わせを検索キーワードとして適用した。その結果Fig.10のようなキーワードが生成された。なお、今回の実験では3名詞によるキーワード生成を行った。

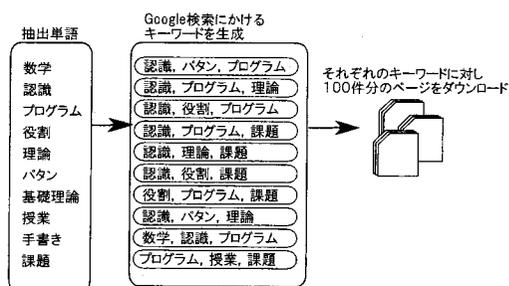


Fig. 10 文書ダウンロードまでの流れ

今回アンケートの質問は文字認識に関するものであり、Fig.10に示されている名詞は全て質問内容に関係深い。また、取得したWeb文書には、文字認識に関するものが多く含まれていた。

#### 4 考察

実験によって、Web 文書を利用した方が、出力された文書中の文字が正しく認識されたものなのかどうかを、より正確に判断できることが示された。そこで、文書中のどのような文字の接続度が変わったのかを調査し、原因を探った。その結果 2 つのことが明らかになった。

まず 1 つ目は、EDR には出現しない単語が取得した Web 文書中の文字列によって補われたことによるものである。Fig.11 を参照すると、「パタン」という単語が EDR に含まれていなかったため、文字の接続度に大きな差が生じていることがわかる。

アンケートサンプルの一部

… パタン認識は全く別物で …

文書認識の結果	パ	タ	ン	認	識	は	全	く	別	物	で
文字の評価値(EDR)	4	4	7	8	10	11	11	11	10	9	6
文字の評価値(EDR+WEB)	8	10	11	11	11	11	11	11	11	10	10

「パタン認」、「タン認識」がEDRのみから生成した4-gramに該当しなかったため評価値が大きな差が生じている

Fig. 11 文書認識の結果の接続度の比較 1

接続度の閾値を 9 に設定しているため、EDR のみで構成された n-gram による接続度の評価では、「パ」、「タ」がリジェクト対象の文字となってしまう。これは Table3 の結果が得られた 1 つの要因だと考えられる。Web 検索を利用し、アンケートに関係深い文書をダウンロードしたことによって、EDR に出現しない単語が後処理の知識に追加されたことが示された。

2 つ目は単語同士の結びつきに関する知識の変化である。Fig.12 に示したデータも Fig.11 と同様に文字の接続度に差が生じている。

アンケートサンプルの一部

… 自動認識の難しさを …

文字認識の結果	自	動	認	識	の	難	し	さ	を
文字の評価値(EDR)	6	9	9	8	8	9	11	12	12
文字の評価値(EDR+WEB)	8	10	11	12	12	12	12	12	12

大幅に評価値が変化しているわけではないが、広範囲にわたって値の違いが見られる

Fig. 12 文書認識の結果の接続度の比較 2

しかし、「自動認識」、「難しさ」といった文字列が EDR に存在しなかったのではない。EDR 中には「自動認識」、「難しさ」が 1 つの文中に出現するようなサンプルが存在しなかったのである。そのため、「認識の難」など EDR 中には存在しない文字列が出力結果中に含まれていることが原因で接続度が低くなったと考えられる。EDR には様々な分野の単語を含む文章が登録されている。文字同士の繋がりを考慮したアルゴリズムにおいて、単語同士の繋がり具合は非常に重要である。しかし、その知識を得るには、EDR の情報量では足りない。現に上記のとおり不具合が生じている。Web 検索によって、アンケートの内容に類似した文書を大量に入手できれば、専門的な単語の知識を得るにとどまらず、認識対象に重要と思われる単語同士の隣接関係に関する情報を得ることが可能だといことが示された。

しかし、誤り文字検出能力は向上したものの、文書認識の観点から見ると精度向上が図れたとは言いがたい。正答数を正しく認識できた文字数、誤答数およびリジェクト数を誤って認識した文字としてアンケートの認識精度を評価すると、EDR+WEB による後処理を行なったとしても精度が 50.8% となったからである。ただし、EDR+WEB による後処理の結果出力されるアンケート認識結果に対し、接続度による評価をせずに正解文字の割合がどの程度なのかを評価すると、80.9% の精度が得られるので、文字認識候補を利用した n-gram モデルによる本後処理の効果は確認できた。

#### 5 おわりに

手書き文書を対象とした OCR の需要と Web 技術の発展から、アンケートを題材にした文書認識手法について検討した。Web 文書を活用し、動的にコーパスを生成することによって、リジェクト評価がより高精度に行えることが実験によって示された。リジェクト評価が正しく行えるようになれば、コンピュータに手書きアンケートを認識させ、その後リジェクトされた箇所を人間がテキスト編集することも可能になると考えられる。

今後は抽出する名詞の数、ダウンロードする文書の数などを検討していく必要がある。また、本稿では文字同士の繋がりに着目して後処理を行っているが、文書認識の結果出力されたテキストに対し構文解析を行い、文法的な確からしさを評価し、接続度を動的に変更することを現在検討している。

## 参考文献

- 1) 伊藤伸泰, 丸山宏, "OCR 入力された日本語文の誤り検出と自動訂正", 情報処理学会論文誌, Vol.33, No.5, pp664-670, May,1992.
- 2) 竹内孔一, 松本祐治, "統計的言語モデルを用いた OCR 誤り訂正システムの構築", 情報処理学会論文誌, Vol40, No.6, pp2679-2689, June,1999.
- 3) N.Kato, M.Suzuki, S.Omachi, H.Aso, Y.Nemoto, "A Handwritten Character Recognition System Using Directional Element Feature and Asymmetric Maharanobis Distance", IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, pp.258-262,Mar., 1999
- 4) 孫寧, 田原透, 阿曾弘具, 木村正行, "方向線素特徴量を用いた高精度文字認識", 信学論 (D-II), Vol.J74-D-II, No. 3, pp.330-339, May, 1991.
- 5) 孫寧, 安倍正人, 根元義章, "改良型マハラノビス距離を用いた高精度な手書き文字認識", 信学論 (D-II), Vol.J79-D-II, No.1, pp.45-52, Jan., 1996.