

テロップ文字認識に基づく TV ニュース記事の自動分類

有木 康雄 片山 雅夫 五十嵐 晋二

龍谷大学 理工学部

〒 520-21 大津市瀬田大江町横谷 1-5

E-mail: ariki@rins.ryukoku.ac.jp

あらまし ニュース映像は、音声、文字、映像で構成されているが、本研究では、ニュース映像中のテロップ文字を認識し、ニュース記事に索引を付与して分類する。まず、テロップが出現しているテロップフレームをニュース映像から検出し、テロップ文字を切り出して認識する。テロップ文字の認識結果を形態素解析することにより、2 文字以上からなる名詞をキーワードとして取り出す。このキーワードが記事の索引となり、これとともに記事を分類する。NHK の 5 分間ニュース 30 日分に対して実験した結果、文字切り出し率 95.4%、文字認識率 81.4%、記事分類率 83.8% を得た。

キーワード ニュース映像、テロップ文字認識、索引付け、記事分類、

Automatic Classification of TV news Articles Based on Telop Character Recognition

Y.ARIKI, M.KATAYAMA and S.ISOZUMI

Faculty of Science and Technology, Ryukoku University

1-5, Yokotani, Oe-cho, Seta, Otsu-shi, 520-21 Japan

E-mail: ariki@rins.ryukoku.ac.jp

Abstract The purpose of this study is to develop a multi-media database system for TV news video data. TV news video data consist of speech, characters and images. In this study, telop are recognized and put on the news articles as indices for classification. At first, telop frames which include telop characters are detected and the telop characters are extracted and recognized. Through morphological analysis of the recognized telop characters, keywords are extracted which consist of more than two characters. Their keywords are used as indices to classify the TV news articles. We carried out the experiments to 30 days of NHK 5 minutes news and obtained 95.4% telop character extraction rate, 81.4% character recognition rate and 83.8% article classification rate.

Key words news video, telop recognition, indexing, news article classification,

1 はじめに

現在、衛星放送を中心として各国のニュース番組が放映されているが、放送のデジタル化とともに多チャンネル化を迎え、ニュース番組の放映は一層多くなるものと考えられる。人は、このニュース番組を見て記事の内容を分類し、内容を要約し、昨日までと変わつて何が新しい情報なのかを判断するとともに、この情報に関連する他のニュース記事は何であるかを連想しながら、情報を集約して体系化している。

これに対して、計算機によるデータの処理と格納は機械的であり、データの内容によってデータ相互の関係が確立されたり、更に新しい情報が生み出されるということは極めて少ない。磁気ディスクや光ディスクの容量が大きくなり、大量のデータを格納できるようになっても、希望する内容のデータや関連するデータを検索することは難しい。この点から、ニュース映像に対するメディア処理とデータベース化の研究が始まられている[1][2][3]。

本研究では、ニュース番組を対象として、意味を表現する音声、内容をまとめる文字、情景や状況を伝える映像といったメディアを計算機によって処理し、その内容を理解するという自己組織化のプロセスを通して記事の内容を分類し、希望する内容によってニュースデータを検索することを目的としている。

2 アプローチ

ニュース番組は、政治・経済・スポーツといった内容的に異なる複数の記事から構成されており、各ニュース記事は、意味を表現する音声、内容をまとめる文字、情景や状況を伝える映像といったメディアを使って表現されている。

ニュース記事への索引付けと分類では、ニュース番組に含まれている複数の記事が処理対象となるため、ニュース映像を1つ1つの記事に分割する記事切りだし処理が必要である。そこで、まず、図1に示すように、放映されたニュース番組をデジタルビデオとして格納しておき、カット検出後、記事のまとまりを検出して、自動的に記事単位に分割する[4]。

その後、意味を伝えるニュース音声に対してワードスポットティングを行ない、抽出したキーワードを基に記事の分類を行なう[5]。同様に、内容をまとめるテロップ中の文字認識を行なって形態素解析し、キーワードを抽出する。このキーワードを基に記事の分類を行なう[6]。

情景や状況を伝える映像においては、映像に現れる人物の顔領域を自動的に抽出し、追跡・認識する[7]。この結果得られる人物名を索引としてニュース記事に付与し、これをもとに記事を分類する。同様にして、

同一話者の発話区間を切り出して話者認識し、これを基に記事を切り出すことも可能である[8]。また、スポーツ・ニュースについては、クラスタリングによって代表的な映像を自動抽出しておき、これを基にスポーツ・ニュースを分類する[9]。

分類された記事に対しては、キーワードを音声またはキーボードで入力することにより、記事検索を行なう。また、映像中の興味ある人物やテロップ、あるいはニュース映像中の聞き慣れない単語に対して、対話的に問い合わせることにより情報を検索する[10][11]。

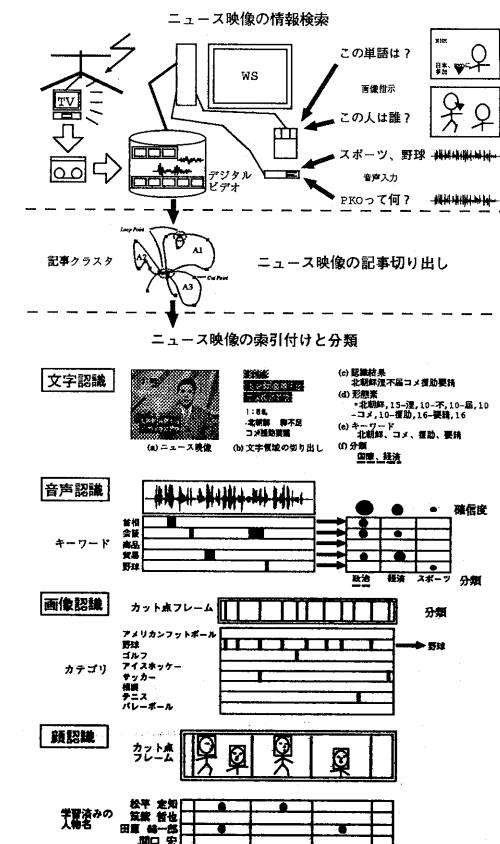


図1: ニュース映像の索引付けと分類に対するアプローチ

3 テロップ文字認識と記事分類

3.1 解決すべき問題

ニュース映像のデータベースを構築するためには、ニュース映像が何を表しているかを示すための索引付

けを行なう必要がある。映像の作成者が索引情報を付与して、映像と共に放送している場合や、クローズドキャプションが付与されている場合には、それを索引として利用することができる。しかし、そうでない場合には、映像から索引を自動的に抽出する必要がある。ニュース映像中のテロップはこのための情報として有効である。

従来の研究では、テロップフレームの検出やテロップ文字の切り出し率は高いが、テロップ文字の認識率が低いという問題点が報告されている[6]、[12]、[13]。例えば、文献[12]ではテロップ文字の切り出し率は92.2%であるが、文字認識率が69.3%と報告されている。

文字認識率が低い理由としては、学習に使っている学習フォントと、テロップに使われている認識フォントの違いや、テロップ中の文字に重畳する雑音があげられてきた。今回、それらに加え、文字の切り出し位置による特徴量の変化や、2値化時に起こる文字の潰れや、かすれも文字認識率を低くしている原因と考え、文字切り出しの改善を行った。この結果、文字認識率の向上とそれに基づく記事分類率の向上を得た。

3.2 記事分類処理の流れ

ニュース映像中のテロップ文字認識に基づいて索引を付与し、記事を分類、検索するニュース映像データベースシステムの構成を図2に示す。処理の流れは以下の通りである。まず、映像の時系列からテロップが出現したテロップフレームを検出する。次に、検出されたテロップフレームから文字領域を抽出し、個々の文字を切り出す。切り出された文字を認識し、認識結果に対して形態素解析を行ない単語を抽出する。抽出された単語から2文字以上で構成される名詞を選び出し、これをキーワードとして記事分類を行なう。

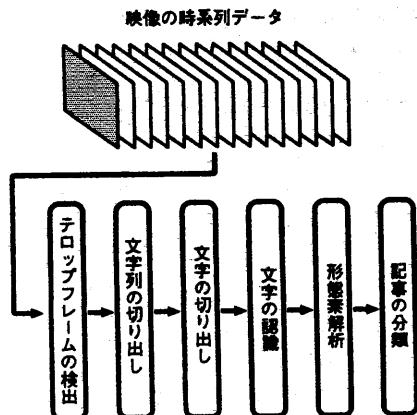


図2: 記事分類処理の流れ

4 テロップ文字の切り出し

4.1 テロップフレームの検出

映像の時系列からテロップフレームを検出する技術に関して、近年多くの研究が行なわれている[13]～[16]。本研究では、文献[16]に基づいてテロップフレームの検出を行なった。

NHKの5分間ニュース30日分に対して、テロップフレームを検出した結果を表1に示す。表中の正検出、過検出、誤検出、検出もれは、それぞれ、テロップの出現を正しく検出できた回(枚)数、同一テロップが出現している区間において余分に検出した回数、テロップが存在しないにもかかわらずテロップを検出した回数、テロップが検出できなかった回数である。実際に存在するテロップの総数は、468枚であった。

表1: テロップフレーム検出の結果(%)

正検出	91.7 (429/468)
過検出	17.7 (83/468)
誤検出	9.2 (43/468)
検出もれ	8.3 (39/468)

4.2 文字列の切り出し

ニュース映像のテロップは、ほとんどが次のような特徴を持っている。

- (1) 色が单一である。
- (2) ふちどりやエッジを持つ。

そこで、これらの特徴を用いて、ニュース映像で表示されるテロップの存在する矩形領域を切り出す。次に、テロップの特徴を考慮して、エッジの強さによって文字部分と背景部分との分離を行なう。

例えば、図3(a)に示す入力画像に対して、1次微分によるエッジ抽出を行ない図3(b)のエッジ画像を得る。得られたエッジ画像に対し、エッジを横方向に投影してヒストグラムを得る。文字が横一列に並んでいる場合には、他の部分との差は大きく、ヒストグラムの山と谷から図3(c)のように安定して文字領域を抽出できる。この結果をさらに縦方向に投影することによって図3(d)に示すように文字列の矩形領域を切り出すことができる。

実際には、ヒストグラムを得た段階で、ヒストグラムの平滑化を行なっている。また、抽出された文字列の長さに対して、閾値(推定した文字の高さの1.5倍)以上のものを文字列として切り出している。

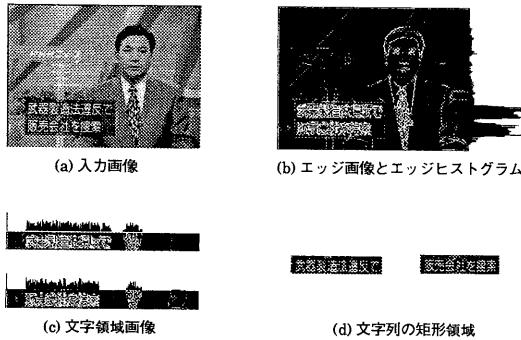


図 3: 文字列切り出しの各処理

4.3 文字の切り出し

文字を正しく認識させるためには、文字列から個々の文字を分離する必要がある。まず、文字の色が単一であることを利用し、4.2で述べた方法により、図 4(a) のように得られた文字列の矩形領域に対し、判別分析によって閾値を決定して図 4(b) のように 2 値化する [17]。文字の周囲の背景を除去するために、文字列の矩形に接する連結成分を図 4(c) のように除去する。次にノイズ除去された文字列に対し 4.2 と同様、縦方向に投影し図 4(d) のように文字を切り出す。

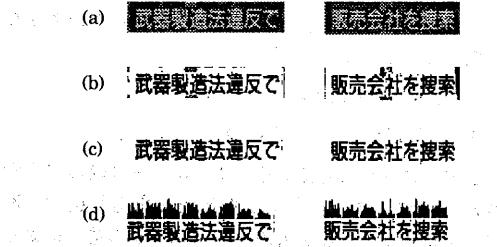


図 4: 文字切り出しの各処理

4.4 平滑化処理

4.2、4.3 節の手法で文字を切り出すとテロップ文字に輝度のばらつきが生じ、そのまま 2 値化すると文字境界部分が凹凸になる。そこで、得られた文字領域に平滑化処理を施し、文字部分の輝度をある程度均一にしてから 2 値化を行なう。実際には、文字の大きさが 63×63 に近くなるまで文字濃淡画像を拡大してから、 2×2 の平均値フィルタにより平滑化する。

4.5 2 値化閾値の最適化

4.5.1 2 値化の方法

4.3 節の文字切り出しでは、濃淡画像を 2 値化しているが、2 値化の閾値を決定する方法には、これまで多くの手法が提案されている。

最も一般的な方法の一つに、大津の判別分析 2 値化手法 [17] がある。また画像の各部分ごとに閾値を決定する局所閾値法 [18][19]、閾値を変えながら 2 値化した結果をもとに何らかの判断基準で適切な閾値を決定する適応閾値法 [20][21][22] などがある。

しかし、大津の判別分析による 2 値化手法は、濃度値の分離度を評価しているもので文字の特徴を反映していないという問題がある。また局所閾値法では、処理が複雑になるとという問題がある。したがって、本研究では適応閾値法を用いることにした。

4.5.2 適応閾値法

適応閾値法は、濃淡画像に対し、閾値を変えながら 2 値化した結果をもとに、なんらかの判定基準により適切な閾値を決定しようとする方法である。適応閾値法の閾値の最適性の判断基準として、“連結成分のまとまりの良さ” [20]、“2 値画像の複雑さ” [21]、“黒点数／文字幅”、“黒点数／輪郭長”などが挙げられる [22]。しかし、最適閾値ではこれらの基準値は、文字毎に異なるという問題がある。そこで、本研究では、まずある閾値で 2 値化した 2 値画像を縦、横にラスチスキャンして文字ストロークの幅を局所的に計算した。この文字ストローク幅のヒストグラムを求め、分散が最小となる閾値を最適閾値として決定した。

4.5.3 適応閾値の決定方法

図 5(a) のような濃淡画像 $G(x, y)$ に対して、閾値 T で $G(x, y) < T$: 背景、 $G(x, y) \geq T$: 文字、のように 2 値化する。図 5(b) のように 2 値化した画像を縦横にスキャンして、図 5(c) のように文字ストローク幅のヒストグラムを作成する。次に文字ストローク幅のヒストグラムで分散を計算し、分散が最小となる閾値 T を適応閾値として決定する。

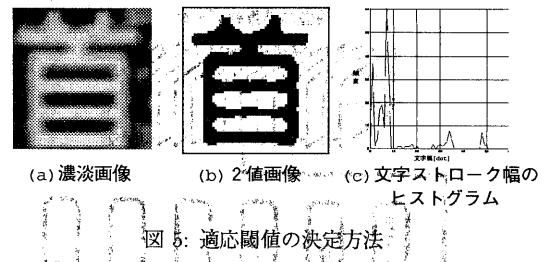


図 5: 適応閾値の決定方法

4.6 テロップ文字切り出し実験

NHK の 5 分間のニュース 30 日分の中で、4.1 節で検出できた 429 枚のテロップの内、キャスターシーンのテロップ 99 枚について、文字切り出し実験を行なった。この中に含まれている文字数は、1237 文字であった。

表2に結果を示す。表2でベースラインとは4.3節までに述べた処理である。これに4.4の平滑化処理を加えた方法、判別分析2値化法を4.5.2節で述べた適応閾値法に変更した方法を表に示してある。文字切り出しの基準は目視で行ない、人間が解読できる範囲を切り出しの成功とした。

表2: テロップ文字切り出し実験の結果(%)

	切り出し率	湧きだし率
ベースライン	92.2 (1140/1237)	4.4 (53/1193)
平滑化処理	92.7 (1147/1237)	5.5 (67/1214)
適応閾値処理	95.4 (1180/1237)	5.0 (62/1242)

5 テロップ文字の認識

本研究のテロップ認識では、代表的な幾何学的特徴である加重方向指標ヒストグラム特徴[23]を用い、識別手法としては、識別性能が高く次元圧縮が可能な部分空間法[24]を用いている。

5.1 加重方向指標ヒストグラム特徴

加重方向指標ヒストグラム特徴は、図6に示すように文字の輪郭線を追跡したのち、 9×9 画素の小領域ごとに各輪郭線の方向を 45° おきの4方向に量子化し、ヒストグラムを求めるものである。1文字の大きさは 63×63 画素であり、小領域の数は 7×7 となることから、1文字は $196(7 \times 7 \times 4)$ 次元のデータとして観測空間上で表現される。

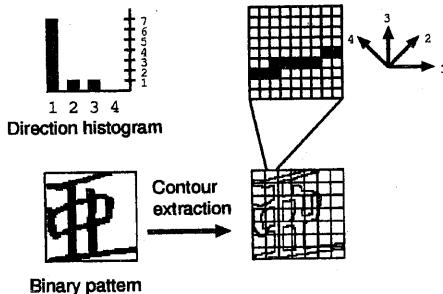


図6: 加重方向指標ヒストグラム特徴

5.2 部分空間法(CLAFIC法)

対象とする K 個の類を $\omega^{(1)}, \dots, \omega^{(K)}$ で表す。各類は n 次元パターン空間内の部分空間によって表現されている。これらの部分空間を $L^{(1)}, \dots, L^{(K)}$ で表し、その次元を $p^{(i)} = \dim(L^{(i)})$, $i = 1, \dots, K$ とする。各部分空間は \mathbf{R}^n 内の $p^{(i)}$ 個の正規直交基底 $u_j^{(i)}$, $j = 1, \dots, p^{(i)}$ により張られる。基底は一意ではないが、射影行列

$$P^{(i)} = \sum_{k=1}^{p^{(i)}} u_k^{(i)} u_k^{(i)T} \in \mathbf{R}^{n \times n} \quad (1)$$

は一意に決まり、部分空間 $L^{(i)}$ と等価になる。分類方法は、未知入力 x を各部分空間へ射影し、もしすべての $j \neq i$ に対して、

$$x^T P^{(i)} x > x^T P^{(j)} x \quad (2)$$

ならば、未知入力 x を類 $\omega^{(i)}$ に分類する。

5.3 文字の高さの再計算

切り出したテロップ文字の高さとして、抽出した文字列の高さをそのまま用いている。従って、雑音が載っているなどで文字列の高さが誤って推定された場合、文字列に含まれるすべての文字の高さも誤ってしまう。文字の高さを誤って算出してしまうと、部分領域に分けて加重方向ヒストグラム特徴を求めていたため、文字の位置変動により特徴量が変化してしまう。

この問題を回避するため、個々に切り出した文字に対して、縦横に投影をかけて文字の幅と高さを再度計算し、切り出しを行なう。従来手法による文字切り出し結果の例を図7に、提案手法による文字切り出しの改善結果の例を図8に示す。図7の文字は‘連蒲’と認識され、図8の文字は‘逮捕’と正しく認識された。



図7: 従来手法による切り出し結果の例



図8: 提案手法による切り出し改善結果の例

5.4 アフィン変換と平滑化処理

文字の大きさを正規化するためにアフィン変換を使っている。しかし、線形補間法(近傍4点からの線形補間)を使っているため、輪郭のエッジ部分をぼかしてしまい、2値化時に文字の潰れやかすれを生成する原因になっている。この点から従来、図9(a)のようにアフィン変換してから2値化していた処理を、図9(b)のように2値化してからアフィン変換するように改善した。

また、平滑化においても同じように輪郭のエッジ部分をぼかしてしまい、2値化時に文字の潰れやかすれが起こる。従って、平滑化をなくし、対象とする黒画素の周り8近傍に黒画素が存在しないと、雑音と見なし除去する孤立点除去処理を付け加えた。

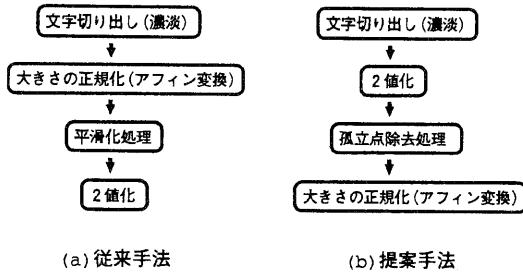


図 9: 処理方法

従来の処理方法により抽出された文字の例を図 10(a)、図 11(a)に、提案手法により抽出された文字の例を図 10(b)、図 11(b)に示す。

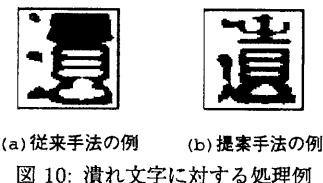


図 10: 濃れ文字に対する処理例

図 10において、従来の方法では、「貴」の上部分が潰れているが、提案手法では潰れていないのが分かる。



図 11: かすれ文字に対する処理例

図 11において、従来の方法では、「国」の左右と真中の縦線部分がかすれているが、提案手法ではかすれていないのが分かる。

5.5 学習文字データの増強

映像中の文字は解像度が低いため、2値化すると潰れやかすれを生じたり、文字境界部分が凹凸になる。また、対象としている文字の大きさは様々である。そのため \LaTeX フォント明朝体とゴシック体に対して、同一フォントの文字の大きさを 24 種類用意し、 63×63 の大きさに拡大する。これを学習文字データとする。こうすることで、文字の潰れやかすれ、境界部分の凹凸、文字の大きさに対処する。従来、学習文字データとして 13 種類を用意していたが、今回 24 種類とすることで、学習文字データを増強することの効果を調べた。

5.6 実験条件と結果

NHK の 5 分間ニュース 30 日分の中から 99 枚のテロップを選択し、この中に含まれているテロップ文字に対して認識実験を行なった。文字総数は 1237 文字である。テロップ文字認識の実験条件を表 3 に示し、実験結果を表 4 に示す。

表 4 は、(a,b,c,d) と (a,e,c,d) の 2 つの処理グループに分かれる。(a,b,c,d) のグループは、平滑化を行なった場合で、テロップ文字認識率は 72.3% であった。一方、(a,e,c,d) のグループは、平滑化処理のかわりに 5.4 節で述べたように 2 値化後にアフィン変換を行なった場合で、テロップ文字認識率は 76.1% であった。テロップ文字認識率の高かった (a,e,c,d) のグループに処理 f を行なった結果、81.4% のテロップ文字認識率が得られた。

表 3: 実験条件

学習フォント	\LaTeX フォント 明朝体、ゴシック体
学習用データ	3140 文字種 $\times 24$ サイズ
文字サイズ	63×63 画素
特徴量	加重方向ヒストグラム特徴
分割領域	7×7 領域
次元数	196($7 \times 7 \times 4$) 次元
識別方法	部分空間法

表 4: テロップ文字認識実験の結果 (%)

	手法	使用手法	文字認識率
a	ベースライン [6]		44.4
b	平滑化処理 [27]	a	60.9
c	適応閾値処理 [12]	a, b	69.3
d	文字の高さの計算	a, b, c	72.3
e	2 値化後のアフィン変換	a, c, d	76.1
f	文字データの追加	a, c, d, e	81.4

6 記事分類

記事を分類するためには、認識された文字列からキーワードを抽出し、このキーワードから新聞データベースなどを用いて、どの分野の記事であるかを推定する必要がある。そこで、テロップの認識結果に対して形態素解析 [25] を行なう。形態素に分割された中から名詞のみを抽出し、その記事のキーワードとし、これをもとに記事を分類する。

6.1 索引付け

文字認識率の低い文字列に対して、形態素解析を行なうと、1 文字名詞が多く切り出される。しかし、1 文字名詞として切り出された単語にはあまり情報がない

表 5: 実験結果の比較 (%)

	手法	使用手法	文字認識率	キーワード付与率	索引付与率	記事分類率
a	ベースライン [6]		44.4	14.1 (63/446)	73.7 (73/99)	40.4 (40/99)
b	平滑化処理 [27]	a	60.9	27.6 (123/446)	58.6 (58/99)	58.6 (58/99)
c	適応閾値処理 [12]	a, b	69.3	43.3 (193/446)	96.0 (95/99)	68.7 (68/99)
d	文字の高さの計算	a, b, c	72.3	47.3 (211/446)	97.0 (96/99)	73.7 (73/99)
e	2値化後のアフィン変換	a, c, d	76.1	53.6 (239/446)	99.0 (98/99)	79.8 (79/99)
f	文字データの追加	a, c, d, e	81.4	64.1 (286/446)	99.0 (98/99)	83.8 (83/99)

く、キーワードの候補にはなりにくい。そこで、形態素解析の結果得られた2文字以上の名詞を、その記事のキーワードとして採用する。これにより、全体的に文字認識の信頼度が低い文字列からでも、信頼度の高い名詞を抽出することができる。また、このキーワードは記事検索の際の索引としても使うことができる。

6.2 記事分類の方法

一般にニュース記事は、いくつかの分野に分類することができる。ニュース記事を分野毎に分類していく過程をまとめると、図12のようになる。図には、大分類、中分類、小分類の3階層が見られる。このうち、小分類には、それぞれの分野を特徴付ける単語（キーワードと呼ぶ）が用意されている。

そこで、本研究では、6.1節で得られたキーワードを、朝日新聞記事データベース分類索引表[26]で検索(部分マッチング)し、その索引がどの大分類に属しているかをカウントする。そのカウントが1番多かったものを、このキーワードによる大分類結果とし、各キーワードによる大分類結果を記事の分類結果とする。

記事分類の例を図13に示す。この例では、「武器」というキーワードに対して、「武器」という単語を含む索引が6個あり、これがすべて「政治」に分類されたことを表している。この場合、「武器」というキーワードから、この記事が「政治」に分類されると推定できる。同様に、「製造」からは「経済」に分類される索引が220個、「社会」に分類される索引が1個検索され、「製造」というキーワードからはこの記事が「経済」に分類されることが推定できる。同様に、「販売」からは「経済」に分類されることが推定できる。この結果、この記事は「政治」と「経済」の2つの大分類に分類されることになる。

この方法により、索引表には直接のっていないが、索引の一部として含まれている一般名詞からでも記事内容の分類が可能となる。

6.3 索引付けと記事分類の評価方法

索引付けの評価方法としては、キーワードがどの程度正しく抽出できたかを表すキーワード付与率と、

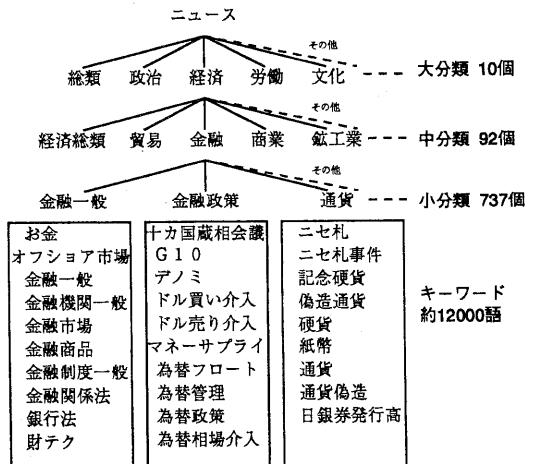


図 12: 記事分類の階層構造

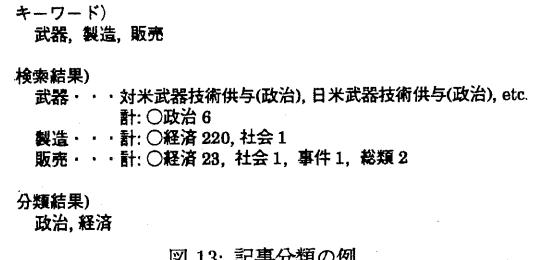


図 13: 記事分類の例

キーワードがどれだけの記事に対して付与できたかを表す索引付与率を用いた。キーワード付与率は、正しいテロップ文を形態素解析した結果得られる2文字以上の名詞の数を総数として、実際に認識して得られた名詞の数の比で、次式のように定義する。

$$\text{キーワード付与率} = \frac{\text{抽出キーワード数}}{\text{総キーワード数}} \quad (3)$$

また、索引付与率は、ニュース記事の総数に対して、なんらかのキーワードが付与できたニュース記事の数の比として、次式で定義する。

$$\text{索引付与率} = \frac{\text{キーワードが付与できた記事の数}}{\text{ニュース記事の総数}} \quad (4)$$

記事の分類率は、次式で定義する。

$$\text{記事分類率} = \frac{\text{正しく分類された記事の数}}{\text{ニュース記事の総数}} \quad (5)$$

本研究では、正しいテロップ文をもとにした分類結果に対して、テロップ文を実際に認識して記事分類を行なった結果、少なくとも1つ分類結果が一致している場合に、正しく分類された記事として扱っている。

6.4 実験結果

NHK の5分間ニュース30日分の中から99枚のテロップを選択し、この中に含まれているテロップ文字に対して記事分類の実験を行なった。表5に文字認識の結果と合わせてキーワード付与率、索引付与率、記事分類率を示す。テロップ文字認識率が向上するにつれ、記事分類率が向上していることがわかる。

7 おわりに

本論文では、ニュース映像中のテロップ文字認識において、テロップの文字認識率の向上を試み、これによって記事分類率が向上することを示した。今後は、まだ存在する文字の潰れ、かすれを低減する2値化法の研究が課題となる。

参考文献

- [1] 三井、下條、西尾、宮原他、"シナリオデータベースによるニュース・オン・デマンドシステムの実現"、電子情報通信学会データ工学研究会、DE96-2, pp.7-12, 1996.
- [2] 中島、堀、加納、塩原、"類似画像検索を用いたTVニュース検索"、画像電子学会研究会、145, pp.17-20, 1995.
- [3] 安藤、今井、"音声認識を用いた放送番組リクエストシステム"、オーディオビジュアル複合情報処理研究会、10-4, pp.25-30, 1995.
- [4] 有木康雄、"DCT特徴のクラスタリングに基づくニュース映像のカット検出と記事切り出し"、電子情報通信学会論文誌、Vol.J80-D-II, No.9, pp.2421-2427, 1997.
- [5] 櫻井光康、有木康雄、"キーワードスポットティングによるニュース音声の索引付けと分類"、電子情報通信学会音声研究会、SP96-66, pp.37-44, 1996.
- [6] 茂木祐治、有木康雄、"ニュース映像中の文字認識に基づく記事の分類"、パターン認識と理解研究会、PRU95-240, pp.33-40, 1996.
- [7] 杉山善明、有木康雄、"部分空間射影による顔領域の追跡と学習"、電子情報通信学会、パターン認識とメディア理解研究会、PRMU97-162, pp.77-82, 1997.
- [8] 西田昌史、有木康雄、"自動学習による話者セグメンテーション"、電子情報通信学会音声研究会、SP97-57, pp.1-6, 1997.
- [9] 杉山、小田桐、有木、"DCT特徴に基づくTVスポーツ・ニュースの自動判別"、電子情報通信学会、パターン認識とメディア理解研究会、PRMU97-59, pp.33-38, 1997.
- [10] 石川則之、有木康雄、"顔画像の指示による情報検索"、画像電子学会研究会、97-04-05, pp.17-20, 1997.
- [11] 田頭茂明、有木康雄、"ニュース音声中の語彙反復による情報検索-部分空間射影に基づく話者正規化の応用"、情報処理学会音声言語情報処理研究会、pp.99-104, 1996.
- [12] 川井拓摩、寺西俊裕、有木康雄、"適応閾値処理によるテロップ文字認識"、第41回システム制御情報学会研究発表講演会、pp.2 57-258, 1997.
- [13] 倉掛、桑野、新井、小高、"認識技術を用いた映像中キーワードゲットインデクシングの検討"、信学技報,IE95-150, PRU95-237, 1996.
- [14] 根本、半谷、宮内、"テロップの認識による資料映像の検索について"、1994年電子情報通信学会春季大会、D-427, 1994.
- [15] 高野、中村、"H.261 符号ハンドリングによるテロップ検出"、第145回画像電子学会研究会予稿、94-06-04, pp.13-16, 1995.
- [16] 桑野、倉掛、小高、"映像データ検索のためのテロップ文字抽出法"、信学技報, PRMU96-98, 1996.
- [17] 大津、"判別および最小2乗規準に基づく自動しきい値設定法"、信学論(D), J63-D, 4, pp.349-356, 1980.
- [18] 大谷、塩、"情景画像からの文字パターン抽出と認識"、信学論(D)、J71-D, 6, pp.2 1037-1047, 1988.
- [19] 中尾、江村、高倉、竹之内、"文書中の文字画像に対する二値化閾値選択方式について"、信学技報, PRU93-81, 1993.
- [20] 笹川、黒田、池端、"平均隣接数に着目した閾値決定法"、信学技報, PRU89-25, 1989.
- [21] 谷口、河口、"2値画像の複雑さと多値画像の閾値処理に関する考察"、信学論(D) J70-D, 1, pp.164-174, 1987.
- [22] 佐瀬、鈴木、"2値化判定基準を付加した辞書による文字認識の検討"、信学技報, PRMU96-26, 1996.
- [23] 鵜岡信治、栗田昌徳、原田智夫、木村文隆、三宅康二、"加重方向指教ヒストグラム法による手書き漢字・ひらがな認識"、信学論(D), vol.J70-D, no.7, pp.1390-1397, 1987.
- [24] エルッキ・オヤ著(小川英光、佐藤訳)、パターン認識と部分空間法、産業図書、1986.
- [25] 松本他、"日本語形態素解析システム JUMAN 使用説明書 ver. 3.0"、京都大学長尾研、1996.
- [26] 朝日新聞社ニュームディア本部、朝日新聞記事データベース分類索引表、朝日新聞社、1992.
- [27] 川井拓摩、寺西俊裕、有木康雄、"テロップ認識における平滑化雜音除去について"、信学全大、D-335, 1996.