特集論文

動向情報編纂のためのテキストからの統計量表現の自動抽出

Automated Extraction of Statistical Expressions from Text for Information Compilation

森 辰則
Tatsunori MORI

横浜国立大学 大学院 環境情報研究院
Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University
mori@forest.eis.ynu.ac.jp, <http://www.forest.eis.ynu.ac.jp/~mori/>

藤岡 篤史
Atsushi FUJIOKA

横浜国立大学 大学院 環境情報学府
Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University
fujioka@forest.eis.ynu.ac.jp

村田 一郎
Ichiro MURATA

(同 上)
ichiro@forest.eis.ynu.ac.jp

keywords: MuST(Multimodal Summarization for Trend Information), statistical expressions, information extraction

Summary

In order to summarize trend information in document and visualize it, we have to have a method to automatically extract statistical information from document. In this paper, we investigate automated extraction of statistical information, especially, expressions of name of statistical information. First, we classify those expressions into three categories, namely, the action type, the attribute type, and the definition type. Second, the internal structures of them are examined. According to the internal structures, we defined an XML tag set to annotate each part of names of statistical information. As a feasibility study of automated extraction of them, we conducted an experiment in which parts of names of statistics are extracted by using a standard chunking algorithm. The experimental result shows that the parts of names of statistics defined by the tag set can be extracted with good accuracy in the case that we can prepare a training corpus of the domain similar to target documents. On the other hand, the extraction accuracy will be degraded when we cannot prepare such a training corpus.

1. は じ め に

ある製品の価格や売上状況、内閣支持率などの動向情報に対する関心に、要約や可視化、またそれらを組み合わせたマルチメディアプレゼンテーションで答える研究が行われている [加藤 04]。文書に現れる動向情報を集約してその要約と可視化を行う場合には、文書から統計量に関する情報を抽出する必要がある。例えば、例文 (1)

(1)「大手自動車メーカーが 24 日に発表した 10 月の国内生産実績によると、トヨタ自動車は 14 万台と前年実績を上回った」

においては、表現「10 月の国内生産実績」、「トヨタ自動車」から推定される「トヨタ自動車の 10 月の自動車の国内生産実績」という統計の調査方法と、それに対応する値を表現する「14 万台」の組が統計量の抽出結果となる。本稿では、前者の文書中における表出を統計量名と定義し、その自動抽出を検討する。特に、動向情報

の集約を念頭に置き、統計量名を成す構成要素を分類された部品として抽出することを目指す。そのために、まず、統計量名を分類し、その内部構造を検討する。そして、その内部構造に応じ、統計量名の構成要素に対し注釈づけを行なうための XML タグセットを定義する。さらに、自動抽出の実現可能性を調べるために、標準的な情報抽出手法により、これら構成要素がどれくらいの精度で抽出できるかを調べる。

なお、統計量を構成するもののうち、値に対応する表現の抽出は、比較的容易にできると考えて、本稿では考察の対象から除く。

2. 先 行 研 究

統計情報の抽出に関して、斉藤ら [斉藤 98] は数値の周囲の言語表現を調べ、語彙統語パターンを構築、それを抽出対象文書に当てはめることで統計量の抽出を試みて

いる．また，藤畑ら [藤畑 01] は数値表現に対する係り受けの制約を考察し，それに基づく優先規則を用いた情報抽出を提案している．いずれの研究でも統計量名は数値と関連のある名詞であるとされているが，どこまでを統計量名として抽出すれば十分であるかということは十分に考察されていない．

一方，動向情報を扱った研究の多くは，動向情報の要約と可視化に関するワークショップ (MuST) [加藤 04] において報告されている．村田ら [村田 06] は記事に出現する表現の頻度などの情報を基に，一記事から一つの動向情報の抽出を行っている．斎藤ら [斎藤 07] は，同一記事に現れる複数の統計量表現を，接尾表現に注目して抽出する手法を検討している．

これら先行研究に対し，本稿では統計量名を構成する表現が何であるかを検討し，その構成要素を種別毎に区別して抽出をすることを目標としている点が異なる．

3. 統計量名の捉え方とその自動抽出

3.1 文章中の表現と統計量との間の関係

次の二つの例文を考えよう．

(2) 「Aビールが発表した3月のビール出荷量は，200万ケースだった」

(3) 「4月のAのビール出荷数量は，220万ケース」
統計量については，どのような統計であるかを表す表現 (例えば「4月のAのビール出荷数量」と対応する値を表す表現 (例えば「220万ケース」) の組で現れている．本稿では特に複雑な構造を持つ前者に注目をする．さて，二つ例のいずれにおいても「(月別の) Aビール社のビールの出荷量」に言及している点で共通しているが，それぞれ「3月」と「4月」の統計であるという点が差異となっている．複雑な統計量を収集して動向情報として集約するためには，このような共通部分と差異部分を区別できる必要がある．更に，同じ統計量でも，どこが共通部分となり差異部分になるかは，どのような軸で統計量を収集するかによって変わるために，その部分構造を適切な種類に区別して認識することが要求される．

一方で，統計量に関する情報が文章中に現れる際の表現の多様性についても考慮する必要がある．上記の例では「Aビール」と「A」，「出荷量」と「出荷数量」のそれぞれが，同一の指示物を指し示しているが表記は異なる．

上記の各点に対応するために，我々は，二つの概念，統計の調査方法ならびに統計量名を以下のように定義・導入し，統計量の整理を試みる．

統計の調査方法 ある統計量の値がどのように統計を取って得られたのかを示す概念．文章中に現れるものではない．(「3月のAビール社のビール出荷量」に対応する概念)．

統計量名 統計の調査方法を指し示すために文章中に表出する表現を分類し組み合わせたもの．例えば，後

図1 文章中に現れる統計量表現の構造

述の分類に従うと例文 (2) の統計量名は {agent: Aビール, time: 3月, obj: ビール, foot: 出荷, head: 量} となる．

統計量 ある「統計の調査方法」と，それに対応する値の組．

統計の調査方法を指し示す統計量名と，値を指し示す表現の組が文章中に現れている場合に，動向情報として利用することができる．表現の多様性は，同一の「統計の調査方法」を指し示す「統計量名」の多様性に帰着して考える．上記の関係の概略を図1に示す．統計量名の構成要素は文章中に分散していることもあり得る点に注意されたい．

3.2 統計量名の抽出タスクの構造

統計量名を構成する部品は文章中に形態素の連続として出現するとは限らず，離れて表出する場合が多い．例えば，

(4) 「国内のビール大手5社は13日，1月の課税出荷数量を発表した．全体の数量は305万4000ケースで，前年同月比125%と好調な滑り出し」

という文章では，「1月」，「課税出荷数量」，「全体の数量」が組み合わせられて統計量名を構成している．本稿では，これら統計量名の部品となる個別の表現を統計量名の要素と呼ぶことにする．文書から統計量名を抽出するためには，統計量名がこのような複数の要素から構成されていると考え，各表現を役割に応じて分類して抽出する手法が必要である．

統計量名の要素を個別に抽出した後は，更に，適切な要素を組み合わせ，一つの統計量名を構成しなければならない．例えば，

(5) 「18日に発表した5月の国内生産の実績によると，日産自動車は前年比22.8%減，トヨタ自動車は同20.4%減となった」

という文において，「5月」，「国内生産」，「日産自動車」，「トヨタ自動車」が統計量名の要素であり，それらが結び付いて「5月の日産自動車の国内生産」，「5月のトヨタ

自動車の国内生産」という 2 つの統計量名ができると判断する過程を、要素の抽出過程とは別に考察する必要がある。そこで本稿では、統計量名の抽出を以下の 2 つのタスクに分けて考える。

- 文章中から統計量名の要素となるものすべてを取り出すタスク。
- 取り出された要素を組み合わせで 1 つの統計量名を作るタスク。

また、ここまでで取り出された統計量名は単なる要素の組み合わせであるが、これを元に要約や統計情報の可視化を行おうと考えた場合、対応する「統計の調査方法」が何であるのかを復元し、同種の統計量を集める必要がある。その基本は、

- 統計の調査方法が同じものを判定するタスク。

である。なお、統計の調査方法自身は直接表現には現れないものであるから、それぞれの統計量名の中で共通部分と差異の部分を認識するタスクで代替することになると考えられる。

本稿の以降の部分では、上記 1 つ目のタスクに注目する。特に、統計量名の各要素の分類を考察し、それらの自動抽出を試みる。残りの 2 つのタスクについては、今後の課題としたい。

4. 統計量名の種類とその内部構造

4.1 統計量名の種類

統計量名の要素としてどのような表現が出現するかを、MuST コーパスならびにいくつかの新聞記事において調査した。その過程において、統計量名の要素の現れ方の違いによって、統計量名には少なくとも、次例に示す 3 種類が存在することが分かった。

(6) 「1998 年度のパソコンの国内出荷台数は 735 万台と前年度比 10% 増で、前年実績を上回った」

(7) 「17 日に中東のドバイ原油価格は 1 バレル当たり 9.98 ドルであった」

(8) 「1 月の景気動向指数は 62.5% となり、景気判断となる分かれ目である 50% を越えた」

例文 (6) は、ある動作によって生じた物の統計量を扱うものである。一方で、例文 (7) はある物の状態や性質が統計量となっているものである。前者には、動作に関与する動作主や動作自身が統計量名の一部として現れるが、後者は物の状態であるので、属性名が現れる。例えば、例文 (6) は、あるメーカーが動作主となって「出荷」という動作を行なった対象「パソコン」について「台数」という数え方で計数した統計量の記述となっている。一方、例文 (7) では対象「原油」のそのものの属性を表す属性「価格」が統計量である。また、例文 (8) では表現「景気動向指数」が統計量名の主要部を成すが、これは外部で定義された計算方式に対する固有の名前であり、内部構造を持たない。本稿では、以上の例文に示される統計量

名の種類を、それぞれ、動作型、属性型、定義型と呼ぶことにする。

4.2 統計量名の内部構造

ここでは 4.1 節で分類した 3 種類の統計量名について、それぞれの内部構造を考察する。

§ 1 動作型の統計量名の内部構造

例文 (6) の「1998 年度のパソコンの国内出荷台数」という統計量名は、「1998 年度」「パソコン」「国内出荷台数」という要素から構成されている。「パソコン」という要素は統計を取る「対象」である。「出荷台数」と言い換えると「出荷された台数」であるが、「出荷する」という「動作」と「台数」という「数え方」で表されている。そして、「1998 年度」や「国内」はこの統計量を限定する「条件」となっている。この例が示す通り、動作型は、以下の内部構造を持つと考えられる：

条件、対象、動作、数え方。

§ 2 属性型の統計量名の内部構造

例文 (7) の「ドバイ原油価格」という統計量名は、「ドバイ」「原油」「価格」という統計量名の要素から構成されている。「原油」は例文 (6) の「パソコン」と同様に統計を取る「対象」である。しかし、「価格」は対象の量ではなく、対象の持つ「属性」の一つである。また「ドバイ」は「原油価格」を限定する「条件」となっている。この例が示す通り、属性型は、以下の内部構造を持つと考えられる：

条件、対象、属性。

§ 3 定義型の統計量名の内部構造

例文 (8) に関しては、統計量名は「1 月の景気動向指数」であり、「1 月」「景気動向指数」という要素から構成されている。ここで「景気動向指数」は、何らかの計算方法によって定義されている量の名前に過ぎず、内部構造を持たない。一方で、「1 月」はこの統計量を限定する「条件」となっている。この例が示す通り、定義型は、以下の内部構造を持つと考えられる：

条件、定義。

4.3 統計量名の各要素を注釈付けするためのタグセット

前節の考察に基づき、統計量名の各要素を分類して抽出することを目的として、文に注釈付けを行なうために以下の XML タグセットを独自に用意する。

- 動作型に関するタグ

foot 対象が受けた動作「出荷」「生産」など。

head 統計量の数え方「台数」「量」など。

prop 統計量の数え方で、割合で表現したもの「シェア」など。

obj 対象「ビール」など。

```
<agent id="DOC1_1, DOC1_2">トヨタ自動車
</agent><time id="DOC1_1, DOC1_2">1998年</time><locat id="DOC1_1, DOC1_2">国内</locat><foot id="DOC1_1">生産</foot>
<head id="DOC1_1">台数</head>はわずかに減少したが、<foot id="DOC1_2">販売</foot>
<head id="DOC1_2">台数</head>は増加した。
```

図 2 提案するタグセットによる注釈付けの例

- 属性型に関するタグ
 - attr 対象の属性「原油価格」における「価格」など。
 - obj 対象「原油価格」における「原油」など。
 - 定義型に関するタグ
 - def 定義された式に従って計算された統計量の名前「景気動向指数」など。
 - 「条件」に関するタグ (上記、統計量の各型に共通)
 - time 統計量の値を集計した期間。
 - locat 統計量の値を集計した地域。
 - agent 会社名や機関名など。
 - age 年齢。
 - add 統計量の値に付加的につけられる条件「合計」「平均」など。
 - range 上記以外の、統計を集計した範囲を表す表現。
- 図 2 に上記タグセットにより注釈を付与した例文を示す。なお、各タグは id 属性を持つ。これは、注釈付けられた表現がどの統計量名の要素であるかを管理する識別子のリストを値に持つ。個々の識別子が、ある個別の統計量名に対応する。逆に、同じ識別子を id 属性の値に持つ表現を要素として集めた束が一つの統計量名となる。例えば、図 2 において、識別子 “DOC1_1”, “DOC1_2” に対応する統計量名は、それぞれ、{agent: トヨタ自動車, time: 1998 年, locat: 国内, foot: 生産, head: 台数}, {agent: トヨタ自動車, time: 1998 年, locat: 国内, foot: 販売, head: 台数} と記すことができる。

5. 文字のチャンキングに基づく統計量名の要素の自動抽出

本稿で定義した各要素について、その自動抽出の実現可能性を調べるために、標準的な情報抽出手法によってどれくらいの精度で抽出できるかを調べる。具体的には、文字を構成単位としたチャンキング問題として、統計量名の要素の抽出を捉える。チャンキングとは、任意の解析単位 (トークン) をある視点からまとめ上げていき、まとめ上げた固まり (チャンク) を、それらが果たす機能ごとに分類することであり、固有表現抽出などで用いられる。このチャンキング問題は、トークン列に対する系列

ラベリングにより精度良く解くことができることが知られている。そこで、中野ら [中野 04] が固有表現抽出に用いた手法と同等のものを用いて、統計量名の要素の自動抽出を行なうことを考える。以下の、5.1 節、5.2 節、5.3 節において、同手法について述べる。

5.1 チャンクの表現方法

チャンキングを行う際、チャンクの状態を如何に表現するかが問題となる。各種先行研究においては、各トークンに対し、チャンクに対する状態を示すチャンクタグを付与する方法が利用されている。チャンクの状態を表す符号化の方法としては IOB1 法、IOE1 法、IOE2 法などが提案されているが、SVM を用いた固有表現抽出においては、IOB2 法を用いた場合が最も精度が良いと報告されている [山田 02]。同符号化によるチャンクタグを「エアコンの 5 月の国内出荷台数が」という文字列に付与した例を図 3 に示す。第二列にある各文字について、チャンク内でのその役割が、最終列にチャンクタグとして示されている。チャンクタグは、対応するトークンのチャンク内での位置を表す記号 (B もしくは I) と、チャンクの種類 (time, locat など) をハイフンで結んだものである。IOB2 法では、チャンクの先頭に位置するトークンに B という位置を表す記号を付与し、それに後続するチャンクの部分に対応するトークンに記号 I を付与する。また、要素以外のトークンには O が付与される。図 3 においては、文字列「エアコン」「5 月」「国内」「出荷」「台数」が、それぞれ、obj, time, locat, foot, head という種類のチャンクであることを表している。

さて、固有表現抽出等の情報抽出の先行研究の多くではトークンとして形態素を用いているが、この手法では形態素の境界が抽出すべきチャンクの境界と一致しないと正確な抽出ができない。Asahara ら [Asahara 03] は、文字をトークンの単位として用いることによって、形態素解析により認定された形態素の境界と実際の固有表現の境界との間にある不一致の問題を解消できることを示している。また、トークンである文字自身を素性としても使用するため形態素そのものをトークンとするよりも粒度の細かい情報を用いることができる。本稿でも、文字をトークンの単位とする。

5.2 文字を単位とした素性の展開

文字列中の各文字にはその出現を特徴付ける素性を各種観点から割り当てることができる。例えば、図 3 において、第 1、最終列以外の各列が我々が採用している素性である。具体的には、素性として、文字自身、文字種、品詞、形態素、文節内素性、複合名詞主辞素性を採用している。文節内素性は、中野ら [中野 04] により提案された素性であり、文節内に固有表現が存在すれば、最も先頭に近い固有名詞の品詞細分類を、固有名詞がなければ文節の先頭の形態素を用いるものである。また、複合名詞

位置	文字	文字種	形態素	品詞	文節内素性	複合名詞主辞素性	チャンクタグ
i+8	エ	KATAK	B-エアコン	B-名詞一般	エアコン	エアコン	B-obj
i+7	ア	KATAK	I-エアコン	I-名詞一般	エアコン	エアコン	I-obj
i+6	コ	KATAK	I-エアコン	I-名詞一般	エアコン	エアコン	I-obj
i+5	ン	KATAK	E-エアコン	E-名詞一般	エアコン	エアコン	I-obj
i+4	の	HIRAG	S-の	S-助詞・連体化	*	*	O
i+3	5	ZDIGIT	B-5月	B-名詞・副詞可能	5月	5月	B-time
i+2	月	OTHER	E-5月	E-名詞・副詞可能	5月	5月	I-time
i+1	の	HIRAG	S-の	S-助詞・連体化	*	*	O
i	国	OTHER	B-国内	B-名詞一般	国内	台数	B-locat
i-1	内	OTHER	E-国内	E-名詞一般	国内	台数	I-locat
i-2	出	OTHER	B-出荷	B-名詞・サ変接続	国内	台数	B-foot
i-3	荷	OTHER	E-出荷	E-名詞・サ変接続	国内	台数	I-foot
i-4	台	OTHER	B-台数	B-名詞一般	国内	台数	B-head
i-5	数	OTHER	E-台数	E-名詞一般	国内	台数	I-head
i-6	が	HIRAG	S-が	S-助詞・格助詞一般	*	*	O

図 3 素性集合に対する分類に基づくチャンクタグの推定

主辞素性とは、我々が新たに導入した素性であり、連続する名詞が存在する場合、連続する名詞の最後の名詞を素性とするものである。

なお、形態素を単位とする場合と異なり、文字には直接品詞情報を付加することはできない。そのため中野ら [中野 04] は各文字が属する形態素とその品詞情報に、その文字の形態素中での位置に関する情報を Start-End 法 (以下 SE 法) [内元 00] で符号化した記号を付与したものを素性として用いている。SE 法ではチャンク (この場合は形態素) の先頭文字に対し B タグ、末尾に E タグ、内部に I タグ、一文字からなるチャンクに対しては S タグが付与される。我々も同じ手法により、形態素ならびにその品詞を符号化し素性として利用している。

5.3 文字に対応する素性集合の分類に基づくチャンクの抽出方法

5.1 節のとおりチャンクタグが定義される場合、チャンキング問題は、各トークンに対するチャンクタグの付与という分類問題に帰着される。機械学習に基づく自動分類手法を利用することを考えると、統計量名の要素に関する抽出規則の学習は、図 3 の i 番目の文字について、その文脈 (図 3 では文脈長が 5 文字) を表す枠内の素性から、対応するチャンクタグ (図 3 では B-locat) を得るような分類器を、学習事例と機械学習手法を用いて構成することに相当する。一方、未知の文における抽出の際には、各文字毎に枠内の素性集合を導出し、その素性集合を分類器に与えることによりチャンクタグを文末から文頭に向けて順次推定する。なお、解析方向を逆向きにした右向き解析もある。日本語固有表現抽出においては左向き解析が有効であることが知られており、本稿の統計量名の要素の抽出においても左向きで解析を行う。

図 4 トピック毎の文書数

表 1 要素表現に関する各種集計結果

タグ名	延べ表現 総数	異なり表 現数	各表現の 平均 延べ数	延べ表現 数の 標準偏差	各表現の 平均 文字数
add	257	17	15.1	32.3	1.9
age	45	21	2.1	2.2	6.0
agent	413	83	5.0	6.0	4.4
attr	495	19	26.1	27.3	1.7
def	183	23	8.0	11.4	4.9
foot	633	36	17.6	29.2	2.0
head	402	13	30.9	38.4	1.6
locat	540	117	4.6	14.4	3.1
obj	765	151	5.1	10.3	3.1
prop	239	8	29.9	41.4	1.7
range	2094	529	4.0	8.6	4.3
time	2017	484	4.2	14.3	3.9

6. 統計量名の要素に関する自動抽出実験

前節で述べた標準的チャンキング手法を用いることによって、我々が定義した統計量名の各要素がどれくらいの精度で抽出できるかを調べるために、抽出実験を行った。

6.1 実験の設定

実験には MuST コーパス (2006 年版) を用いた [加藤 04]。MuST コーパスは毎日新聞 1998 年度版、1999 年度版の新聞記事から、統計量や出来事に関する 27 のトピックに従って文書を集めたものであり、統計量等に関する注釈づけが人手で行なわれている。MuST コーパスのうち、統計量の動向情報に関する 23 トピック、485 記事に対し、MuST で定義された注釈を取り除き、代わりに、4.3 節で定義したタグセットにより注釈を人手で付与したものをを用いた。このコーパスの基本情報として、各トピック毎の文書数を図 4 に、統計量名の要素として出現した表現について各種観点から集計した結果を表 1 に示す。

なお、抽出実験には、SVM に基づく汎用チャンカーである YamCha [Kudo 01] を使用し、チャンクの解析方向は左向き解析で行い、チャンクの状態を表す符号化方法には IOB2 を利用し、文脈長は対象文字の前後 2 文字ずつ計 5 文字とした。

6.2 実験 1: 提案したタグセットに基づく統計量名要素表現の抽出実験

6.1 節で準備した注釈付きコーパスに対し交差検定を行い、適合率、再現率により抽出精度の評価を行なった。各トピックには特定分野のテキスト集合が個別に収録されているので、次の 2 種類の交差検定を行なった。

分野混合交差検定 各トピックの文が混合された状態で均一に現れるように 10 個の部分コーパスに分割し、10 分割交差検定を行なったもの。

分野別交差検定 22 個のトピックに属する文書集合を併せて学習用コーパスとし、残りの 1 つのトピックに属する文書集合を評価用コーパスとして、23 分割交差検定を行なったもの。

前者の分野混合交差検定の結果を調べれば、抽出対象となっている文書領域について学習用の注釈付コーパスが入手可能な場合における抽出精度が分かり、後者の分野別交差検定の結果を調べれば、対象文書領域の学習用コーパスが入手できない時に、他分野の学習用コーパスで代用する場合における抽出精度が分かる。

さらに、5.2 節で我々が導入した複合名詞主辞素性が本タスクにおいて有効に機能したか否かを確認するために、分野混合交差検定により、同素性を有効にした場合と無効にした場合とで抽出精度に違いがあるか否かを調査した。

6.3 実験 2: MuST コーパスに基づく統計量名表現の抽出実験

更に、統計量の名前を要素ごとに抽出する手法が、統計量の名前を文書に現れるそのままの形で抽出する場合と比べて、抽出精度の観点において、どのような得失があるかを調べることを目的として比較実験を行なった。MuST コーパスにおいては、次の例文ように、統計量名が name 要素により注釈づけられている。

(9)「 $\langle$ name $\rangle$ 乗用車の生産台数 $\langle$ /name $\rangle$ は 473 万台 5374 台で、前年同期比 12・1 % の大幅減少であった。」

(10)「日本市場に最も影響のある $\langle$ name $\rangle$ 中東産原油価格 $\langle$ /name $\rangle$ は 2 月から高騰した。」

name 要素は、我々が定義した統計量名の主要要素に相当する表現に対し、文書に現れるそのままの形で一塊として注釈づけを行なったものと考えることができるため、MuST コーパスにおける name 要素の抽出精度を調べ、我々の定義したタグセットの場合と比較検討をすることにより、先の目的を達することができる。ただし、MuST コーパスの name 要素の抽出においては、3.2 節で述べた「取り出された要素を組み合わせる 1 つの統計量名を作るタスク」も一部含まれていることに注意されたい。name 要素で定義される連続した文字列に現われる統計量名の要素について、要素の種類は判別しないものの、その組が抽出されるからである。一方で、name 要素に現われる統計量名 (の一部) を、記事中の別の部分に登場する要

図 5 各要素の自動抽出に関する適合率と再現率 (分野混合交差検定)

図 6 各要素の自動抽出に関する適合率と再現率 (分野別交差検定)

素と組み合わせる必要がある場合があるので、「取り出された要素を組み合わせる 1 つの統計量名を作るタスク」は別途必要となる。

さて、MuST コーパスにおける name 要素の抽出実験は、6.2 節における分野混合交差検定の場合と同等の手法を用いた。ただし、MuST コーパスでは unit 要素で囲まれている文にしか name 要素が存在しないため、unit 要素で囲まれた文以外は実験の対象としなかった。

6.4 実験結果

実験 1

各要素の自動抽出の精度評価を、分野混合交差検定ならびに分野別交差検定により行なったものをそれぞれ、図 5 ならびに図 6 に示す。また、分野別交差検定において、再現率、適合率について平均値を求める前の、分野毎の要素抽出精度を、要素に互るマイクロ平均により求めたものを図 7 に示す。さらに、複合名詞主辞素性の有無を変えて、分野混合交差検定により要素の抽出精度を要素に互るマイクロ平均で求めたものを表 2 に示す。

表 2 複合名詞主辞素性の有無による抽出精度の違い

	複合名詞主辞素性	
	有	無
再現率	0.719	0.712
適合率	0.787	0.788

図 7 分野別交差検定における分野別の要素自動抽出に関する適合率と再現率 (マイクロ平均)

実験 2

MuST コーパスにおける name 要素の抽出精度を表 3 に示す. 同表には, 表 1 と同様に統計量名表現について各種観点から集計した結果をまとめるとともに, 比較のために, 我々が定義した統計量名の要素の抽出結果等について再掲する.

7. 考察

7.1 分野混合交差検定結果に基づく考察

分野混合交差検定の結果に基づき, 抽出対象となっている文書領域について学習用の注釈付コーパスが入手可能な場合における抽出精度について議論する.

§ 1 動作型に関するタグの抽出

動作型に関するタグには, 主要素として foot, head, prop, obj が定義されている. 「動作」に対応する foot は適合率, 再現率ともに 0.8 を越えており, 「数え方」に対応する head に関しては適合率, 再現率の両者が 0.9 以上であった. また, head と同等で数え方に対応するが, 値を「割合」により表現する prop については, head の抽出精度よりも若干低いものの, 再現率 0.75, 適合率 0.78 となっている. これらのことより, 動作型の主要素をある程度の精度で自動抽出できると考えられる. 表 1 によれば, これらのタグによって注釈づけられる表現の平均延べ数が 18 から 30 と多く, 延べ表現数の標準偏差も大きいことから, 一部の表層表現に出現が偏っていることが伺える. また, 平均文字数も 2 以下と小さい. そのため, これらの要素の出現状況が学習されやすかったのではないかと考えられる.

なお, 対象に対応する obj タグに関しては, 属性型の対象と共有しているため次項で考察する.

§ 2 属性型に関するタグの抽出

属性型に関するタグには, attr, obj がある. 属性型の統計量の主要素であり属性に対応する attr は, 適合率はほぼ 0.8 ではあるが, 再現率は 0.77 と若干低い結果となった. これは動作型の数え方 (head) と違い, 属性には様々な表現があり学習が不十分であったためだと考えられる.

また, 対象に対応する obj に関しても, やはり, 再現率が 0.67 と低い. 表 1 に示すように, obj は異なり表現数が多く, また, 平均文字数も 3.1 と若干大きい. そのため, 我々が準備したコーパスでは, 学習が不十分であったことが考えられる.

§ 3 定義型タグの抽出

定義型の統計量名の主要素であり定義に対応する def に関しては適合率, 再現率ともにほぼ 0.8 を越えている. def は平均文字数が 4.9 と他の要素よりも大きい, 異なり表現数が foot や head と同程度であり, ある程度定型の表現により出現していることが伺える.

§ 4 条件に関するタグの抽出

条件に関するタグについて, 適合率は 0.77 程度以上と, ある程度の値となったが, 再現率は全体的に低く, 特に地域を示す locat が 0.67 と低い. これは attr や obj と同様に, 文書に現れる地域の表現が多いのに対し, 学習データの量が十分でなかったためであると考えられる. 今後は, 別のコーパス等で学習を行なった固有表現抽出器の出力と組み合わせることなどにより, 精度を向上させる手法を検討すべきである.

一方で, 期間を示す time に関しては統計量に関連しない時間表現も抽出してしまっている. 例えば,

(11) 「国内自動車メーカー大手 5 社は 1997 年の生産, 販売, 輸出実績を発表した. 4 月の消費税率アップによる消費不振で国内販売が落ち込んだ。」

という文章において「4 月」という表現は統計量名の要素ではないが, このような時間表現も抽出をすることがある. しかしながら, 誤って抽出した期間に関しては, 「取り出された要素を組み合わせる 1 つの統計量名を作るタスク」において, 対応することが可能であると考えられる.

§ 5 複合名詞主辞素性の有無による抽出精度の違い

表 2 によれば, 複合名詞主辞素性を追加することにより, 統計量名の要素の抽出において, 適合率をほとんど低下させずに, 再現率を若干ながら向上させる効果があることが分かった.

表 3 MuST コーパスの name 要素との抽出精度の比較

タグ名	再現率	適合率	延べ表現総数	異なり表現数	各表現の 平均延べ数	延べ表現数の 標準偏差	各表現の 平均文字数
MuST name	0.747	0.737	1570	489	3.2	5.7	6.2
foot	0.835	0.852	633	36	17.6	29.2	2.0
head	0.910	0.901	402	13	30.9	38.4	1.6
attr	0.769	0.813	495	19	26.1	27.3	1.7
def	0.820	0.812	183	23	8.0	11.4	4.9
obj	0.654	0.773	765	151	5.1	10.3	3.1

7.2 分野別交差検定結果に基づく考察

図 6 を図 5 と比較すると、ある分野のコーパスで学習した結果を、別の新しい分野のコーパスに適用したときに、精度低下が認められる。図 7 によれば、これは分野の近さによるところが大きいことがわかる。例えば、分野「エアコン (AirConditioner)」、「総合電器 3 社 (ElectricCompanies)」、「ソニー (Sony)」については、大きな精度低下が認められないが、これは、その中の 1 分野が評価されるときに、残り 2 つの類似した分野が学習データとして機能していたためだと考えられる。

7.3 MuST コーパスで定義されるタグセットとの比較検討

表 3 を見ると、本稿で提案した統計量名の各主要要素について、obj を除くと、その自動抽出精度は name 要素より良い抽出精度となっている。

name 要素は例文 (9) では「乗用車の生産台数」、例文 (10) では「中東産ドバイ原油価格」となっているが、このように統計量の名前を一塊として扱うと、様々な長い表現で文書中に表出する。表 3 に示すとおり、各表現の平均文字数は 6.2 と長く、平均延べ数は 3.2 と小さい。そのため、学習が十分になされず精度が低くなったと考えられる。

一方で、本稿で定義した統計量名の主要要素 foot, head, attr については、各表現の平均文字数が 2 文字以下と短く、平均延べ数も 18 から 30 と大きい。これらの傾向より、一塊の統計量名としては異なる表現ではあるが、適切な要素に分解すれば、その要素が多数の統計量名において共有されていることがわかる。そのために、学習が進み精度が高くなったと考えられる。

なお、obj に関しては、他の主要要素や MuST の name 要素に比べて自動抽出の再現率が低い。これは、統計量名の構成要素において、obj の抽出が特に難しいためであるが、逆にいうと、統計量名において、この obj を分離して抽出することにより、抽出精度の悪さを obj の範囲に限定することができているとみなすこともできる。このことは、今後の課題となる抽出精度向上において、注力すべき要素を絞り込むことができることを示唆するものである。

8. お わ り に

本稿では、動向情報の要約と可視化を背景に、新聞記事からの統計量表現の抽出を目的とし、統計の調査方法と統計量名を定義することで、統計量名の抽出を検討した。統計量名は様々な要素から構成されているため、動作型、属性型、定義型という 3 種類の統計量名の内部構造を考察し、それぞれの要素の抽出実験を行った。

その結果、統計量名の構造を分類することで、汎用チャッカーに基づく標準的な抽出方法を用いても、ある程度の精度で統計量名の要素を抽出できることがわかった。また、MuST コーパスで用いられている統計量の名前を表す name 要素と抽出精度を比較をすることで、統計量名を要素ごとに抽出するほうが精度が高くなることが示された。統計量名を要素ごとに抽出することで、可視化などを行う際に統計の調査方法が同一のものであるかを判定しやすくなると考えられる。一方で、分野混合交差検定の結果と、分野別交差検定の結果の比較により、類似した分野の注釈付き学習用コーパスが利用できる場合には、抽出精度が高いのに対して、そのようなコーパスがなく、別分野の学習用コーパスを流用しなければならない場合には、抽出精度が低くなることが確認された。

自動抽出において統計量とは関係のない期間などを抽出してしまっているが、これらは統計量名の抽出タスクの 2 つ目である「取り出された要素を組み合わせる 1 つの統計量名を作るタスク」において除去することができると考えられる。

今後の課題としては、統計量名の抽出で残された 2 つのタスク、すなわち、

- 取り出された要素を組み合わせる 1 つの統計量名を作るタスク
- 統計の調査方法が同じものを判定するタスク

を実現する手法の検討がある。また、動向情報の要約や可視化を自動化するためには、統計量の値の抽出や、その値がどの統計の調査方法と組になるかを判定することも必要である。

謝 辞

本研究では、国立情報学研究所主催の評価型ワークショップ NTCIR におけるパイロットワークショップ MuST の研究用データセット (動向情報コーパス) を利用させて

いただいております。MuST を運営されている皆様に感謝いたします。

また、本論文の執筆にあたっては、MuST の参加者の皆様からいただきました様々なコメント、ならびに、本論文を査読して下さった匿名の査読者の方々のコメントが大変参考になりました。感謝いたします。

なお、本研究の一部は、科学研究費補助金・基盤研究(C)(課題番号 19500118)の支援を受けている。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Asahara 03] Asahara, M. and Matsumoto, Y.: Japanese Named Entity Extraction with Redundant Morphological Analysis, in *Proceedings of HLT-NAACL 2003* (2003)
- [Kudo 01] Kudo, T. and Matsumoto, Y.: Chunking with support vector machines, in *Proceedings of NAACL 2001*, pp. 1-8 (2001)
- [内元 00] 内元 清貴, 馬 青, 村田 真樹, 小作 浩美, 内山 将夫, 井佐原 均: 最大エントロピー法と書き換え規則に基づく日本語固有表現抽出, 情報処理学会論文誌, Vol. 9, No. 1, pp. 63-90 (2000)
- [加藤 04] 加藤 恒昭, 松下 光範, 平尾 努: 動向情報の要約と可視化に関するワークショップの提案, 自然言語処理研究会報告 2004-NL-164, 情報処理学会 (2004)
- [斉藤 98] 斉藤 公一, 迫田 昭人, 中江 富人, 岩井 禎広, 田村 直良, 中川 裕志: 数値情報をキーとした新聞記事からの情報抽出, 自然言語処理研究会報告 98-NL-125, 情報処理学会 (1998)
- [斎藤 07] 斎藤 悠, 河合 英紀, 土田 正明, 水口 弘紀, 久寿居 大: 新聞記事コーパスからの統計量表現自動抽出と共起関係ネットワーク構築, MuST「動向情報の要約と可視化に関するワークショップ」第二回成果進捗報告会論文集 (2007)
- [中野 04] 中野 桂吾, 平井 有三: 日本語固有表現抽出における文節情報の利用, 情報処理学会論文誌, Vol. 45, No. 3, pp. 934-941 (2004)
- [藤畑 01] 藤畑 勝之, 志賀 正裕, 森 辰則: 係り受けの制約と優先規則に基づく数量表現抽出, 自然言語処理研究会報告 2001-NL-145, 情報処理学会 (2001)
- [村田 06] 村田 真樹, 一井 康二, 馬 青, 白土 保: MuST データを利用した自動動向調査システムの開発, 言語理解とコミュニケーション研究会報告 NLC2005-119, 電子情報通信学会 (2006)
- [山田 02] 山田 寛康, 工藤 拓, 松本 裕治: Support Vector Machineを用いた日本語固有表現抽出, 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 1, pp. 44-53 (2002)

〔担当委員: 梶井 文人〕

2007 年 11 月 29 日 受理

—— 著 者 紹 介 ——

森 辰則 (正会員)

1991 年横浜国立大学大学院工学研究科博士課程後期修了。工学博士。同年, 同大学工学部助手着任。同講師, 同助教授を経て, 現在, 同大学大学院環境情報研究院教授。この間, 1998 年 2 月より 11 月まで Stanford 大学 CSLI 客員研究員。自然言語処理, 情報検索, 情報抽出などの研究に従事。言語処理学会, 情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, ACM 各会員。

藤岡 篤史

2007 年横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻博士課程前期修了。同年日立製作所入社。現在, 情報・通信グループ勤務。在学中は自然言語処理に関する研究に従事。

村田 一郎

2007 年横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻博士課程前期修了。同年総務省入省。現在, 独立行政法人統計センター勤務。横浜国立大学大学院在学中は自然言語処理に関する研究に従事。