

## 質問応答と、日本語固有表現抽出および 固有表現体系の関係についての考察

市村 由美† 齋藤 佳美‡ 酒井 哲也‡ 國分 智晴‡ 小山 誠‡

†(株) ニュースウォッチ 技術部

‡(株) 東芝 研究開発センター 知識メディアラボラトリー

ichimura@newswatch.co.jp

あらまし 日本語固有表現抽出システムを知識抽出と質問解析に利用した質問応答システム ASKMi を開発した。このシステムを用いて、(1) 質問応答の性能と固有表現抽出の性能の関係、(2) 質問応答の性能と固有表現体系の粒度の関係、について考察を行う。毎日新聞 98~99 年版の 2 年分の新聞記事と QAC1 のテストコレクションを用いた実験により、次のような知見が得られたことを示す。(1) 固有表現抽出の再現率や適合率が向上すると、質問応答の性能も向上する。しかし、再現率が十分に高くないときに適合率だけを向上させると、質問応答の性能低下を招く。(2) 固有表現体系は、全体としては細分化の方が質問応答の性能が良いが、適切な細分化の粒度は、固有表現クラスによって異なる。

キーワード 知識抽出、質問解析、固有表現クラス、粒度、再現率、適合率、MRR

### A Study of the Relations among Question Answering, Japanese Named Entity Extraction, and Named Entity Taxonomy

Yumi ICHIMURA†, Yoshimi SAITO‡, Tetsuya SAKAI‡,  
Tomoharu KOKUBU‡ and Makoto KOYAMA‡

†System Development & Operations, Newswatch, Inc.

‡Knowledge Media Laboratory, Corporate R&D Center, Toshiba Corp.

ichimura@newswatch.co.jp

**Abstract** We have developed a question answering system called ASKMi (Answer Seeker/Knowledge Miner) which utilizes a Japanese named entity extractor as a knowledge miner and a question analyzer. With this system, we study (i) the relationship between the performance of question answering and that of named entity extraction, and (ii) the relationship between the performance of question answering and the granularity of named entity taxonomy. Through experiments with Mainichi Daily News ('98-'99) and QAC1 test collection, we will show that (i) the performance of question answering increases with increasing recall and precision of named entity extraction, but high precision without sufficiently high recall leads to worse performance of question answering, and (ii) fine subdivision of named entity taxonomy leads to better performance of question answering, while the appropriate level of granularity varies across named entity classes.

**Keywords** knowledge mining, question analysis, named entity class, granularity, recall, precision, MRR

## 1 はじめに

質問応答とは、質問に対して文書中の回答となる部分だけを提示する技術であり、文書全体を提示する文書検索の次世代となる高度検索技術である。また、固有表現抽出とは、文書から組織名や人名などを抽出する技術であり、文書処理の基礎となる技術である。

我々は、固有表現抽出の応用のひとつとして、日本語固有表現抽出システムを知識抽出と質問解析に利用した質問応答システム ASKMi (Answer Seeker/Knowledge Miner) を開発した [12]。NTCIR3-QAC1[3] のテストコレクション<sup>1</sup> を用いた予備評価では MRR<sup>2</sup> で 0.5 ~ 0.7 を達成しており、QAC1 の上位チームと競える性能を有している。

質問応答システムのように、他の自然言語処理システムをモジュールの一部として利用したアプリケーションを開発する場合、モジュール単体の性能とアプリケーション全体の性能の関係を把握することは重要である。各モジュールが最低限どの程度の性能を維持すべきかの目安がわかれば、効率的にアプリケーションの開発を進めることができる。そこで、本論文では、質問応答の性能と固有表現抽出の性能の関係について考察を行う。

ところで、日本語テキストを対象とした固有表現抽出は、情報抽出に関する評価会議 IREX-NE[14] の開催を機に研究が活発化したが、従来の研究のほとんどは、IREX の定義<sup>3</sup> に基づく 8 種類の固有表現クラス (組織名, 人名, 地名, 固有物名, 日付, 時刻, 金額, 割合) を扱ってきた。しかし、固有表現抽出を質問応答に利用する場合、たとえば、距離, 重量, イベント名のように、この 8 種類に含まれていない表現を正解とする質問に回答するためには、固有表現の体系を拡張する必要がある。

ここで問題になるのは、固有表現クラスの粒度をどう設定するかということである。ある程度細分化した方が質問応答の性能は上がるが [2], どのクラスを、どの程度細分化すべきか。たとえば、「距離」と「重量」には同じ固有表現クラスを割り当てるべきか。このような、質問応答と固有表現体系の関係について、これまで詳細な検討はなされてこなかった。そこで、本論文では、質問応答の性能と固有表現体系の粒度の関係についても考察を行う。

<sup>1</sup><http://research.nii.ac.jp/ntcir/workshop/OnlineProceedings3/>

<sup>2</sup>正解が最初に出現した順位の逆数を得点としたものを RR (Reciprocal Rank) と呼び、この RR を全質問にわたって平均したものを MRR (Mean Reciprocal Rank) 呼ぶ [3]。

<sup>3</sup><http://www.csl.sony.co.jp/person/sekine/IREX/NE/>

以下、2 節で質問応答システム、3 節で固有表現抽出システムについて説明する。4 節で二種類の実験結果を報告し、5 節でまとめを述べる。

## 2 質問応答システム ASKMi の概要

本節では、質問応答において固有表現抽出が担う機能を明らかにするため、我々の開発した質問応答システム ASKMi の概要を説明する。

図 1 に ASKMi の構成図を示す。左半分がオフライン処理である知識抽出部、右半分がオンライン処理である回答探索部となっている。知識抽出部は、二項関係抽出部と固有表現抽出部から構成される。回答探索部は、質問解析部、検索部、パッセージ抽出部、回答生成部から構成される。

検索部には、NTCIR3-CLIR に参加してトップの成績を収めた検索エンジンと基本的に同じものを用いている [9, 10]。パッセージ抽出部の詳細については文献 [5, 11], その他の処理部の詳細については文献 [12] を参照されたい。

固有表現抽出部の第一の役割は、文書から回答の候補となる文字列を抽出し、文書データベースに登録することである。第二の役割は、質問解析時の回答タイプ推定において、ユーザから入力された質問を抽象化することである (固有表現抽出部については、3 節で詳しく述べる。)

回答タイプ推定では、まず、固有表現抽出部により、各質問を、固有表現クラスを用いた表現に変換する。たとえば、「東芝の社長は?」「マイクロソフトの副社長は?」といった質問が入力されると、それらの質問を「COMPANY の POSITION は?」のように抽象化する。次に、疑問詞を手がかりに意味役割解析 [8, 10, 15] を行い、各質問に {何} {誰} {いくつ} といった質問クラスを割り当てる。最後に、これらの結果を用いて、各質問に 1 つ以上の回答タイプと確信度を付与する。回答タイプの体系は、固有表現クラスの体系と同じものである。

## 3 固有表現抽出システムの概要

我々の固有表現抽出システムは、辞書とルールに基づくパターン駆動型である。以下、3.1 節で開発方針を述べ、3.2 節で具体的な実装方法について説明する。

### 3.1 パターン駆動型の固有表現抽出

固有表現抽出の手法は、大きく、パターン駆動型と自動学習型に分けられる。IREX では、パターン駆動型のシステムがトップの成績を収めたが [6, 16], その

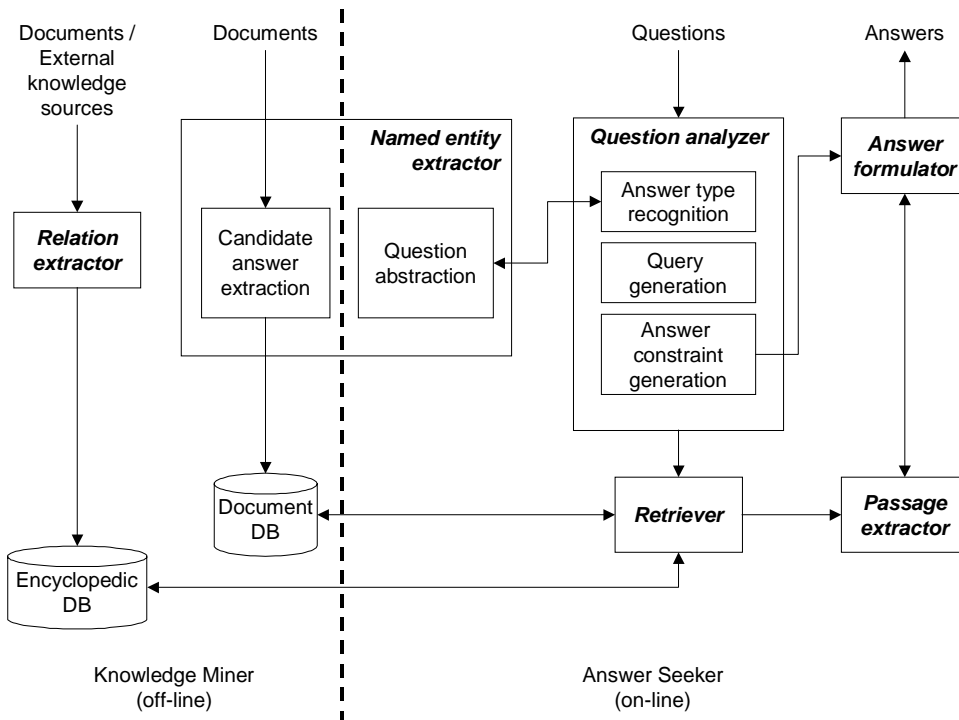


図 1: 質問応答システム ASKMi の構成。左側が知識抽出部，右側が回答探索部である。固有表現抽出部は，回答候補抽出と質問抽象化の 2 つの役割を担っている。

後の研究の進展により，IREX の 8 種類の固有表現に限定すれば，自動学習型の方が優勢である。自動学習型の研究では，固有表現のまとめあげ単位は文字か単語か，素性の種類は何か，文脈長は固定か可変か，学習アルゴリズムに何を利用するかなど，種々の有用な知見が得られている [1, 4, 7, 13, 18]。

パターン駆動型の性能が，必要な表現だけを洩れなく抽出できる質の良いパターンを用意できるかどうかにかかっている反面，自動学習型の性能は，学習データをいかに大量に用意できるにかかっている。文献 [4] では，IREX の本試験 GENERAL データに関して，学習データとして CRL 固有表現データ (1,174 記事) を用いた場合の F 値が 85.10 なのに対し，学習データを 104 万語に増やしたときの F 値は 90.03 まで向上したと報告している。

つまり，抽出する固有表現の定義があらかじめ決まっており，かつ，その定義に基づく学習データを大量に用意できる見込みがあれば，自動学習型を採用する方がよいと言える。しかしながら，今回の開発では，(1) 質問応答に必要な固有表現体系を構築すること自体が研究課題であり，途中で体系や定義の変更がありうる，(2) IREX の 8 種類に比べて遥かに多い固有表現クラスの学習データを大量に用意するのは，非常にコスト

がかかる，という理由から，自動学習型で開発する段階には至っていないと判断した。

以上から，体系や定義の変更に融通がきくパターン駆動型を採用することとした。

### 3.2 固有表現抽出システムの実装

本節では，我々の固有表現抽出システムの実装方法について説明する。図 2 にシステムの構成を示す。システムは，次の 3 つの処理ステップからなる。

- (1) 形態素解析: 辞書を参照しながら，形態素解析を行う。形態素解析は，社内で開発したシステムを用いている。
- (2) ルールの適用: ルールを参照しながら，形態素を固有表現にまとめあげ，固有表現クラスと確信度を付与する。
- (3) 認識結果の併合: 同一表現に対して複数の固有表現クラスが付与されているとき，確信度に基づき認識結果を併合する。我々のシステムでは，IREX の定義とは異なり，固有表現タグの入れ子を許している。したがって，確信度によっては，認識結果は複数になる。

以下で，(1) で用いる辞書と，(2) で用いるルールについて説明する。

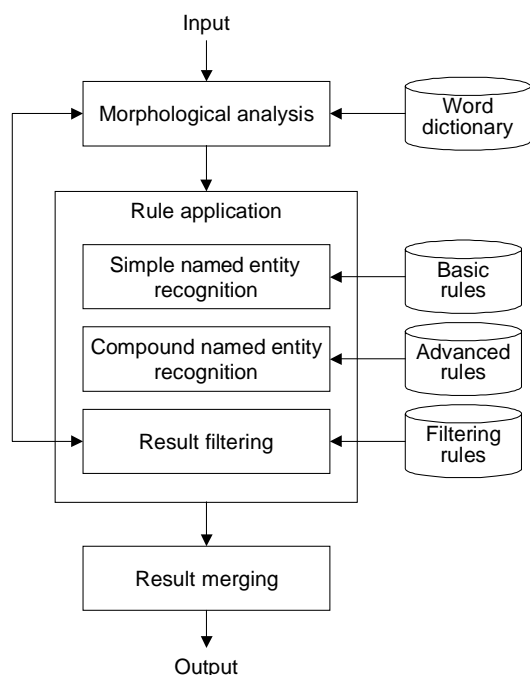


図 2: 固有表現抽出システムの構成。形態素解析，ルールの適用，認識結果の併合，の 3 つの処理ステップからなる。

### 3.2.1 辞書

辞書は，形態素解析用の辞書をベースに，固有名詞を拡充したもので，語彙数は 285,735 件（固有名詞 186,513 件，それ以外 99,222 件）である。また，346 種類の属性情報を用意し，約 19 万件の単語に 1 つ以上の属性情報を付与した。この属性情報とは，次のような情報である。

- 名詞の意味分類に関する情報（例：「犬」は〔動物〕、「ツツジ」は〔植物〕など。）
- 固有表現と共起する語に関する情報（例：「大統領」は〔人名共起語〕、「区」は〔地名共起語〕、「グラム」は〔重さの単位〕など。）
- 固有表現自身に関する情報。（例：「ロンドン」は〔首都名〕、「守礼門」は〔建造物〕など。）

### 3.2.2 ルール

ルールは，次の 3 段階に分けて適用する。

- (1) 基本固有表現の認識: 単語の品詞・属性情報から，基本的な固有表現を認識する。（認識ルール数 537）
- (2) 複合固有表現の認識: (1) で認識した固有表現や単語の品詞・属性情報から，複合的な固有表現を

認識する。たとえば〔番地〕と〔地名〕の組合せから〔住所〕を認識する（認識ルール数 145）

- (3) 認識結果の選別: (1)(2) で認識した固有表現を形態素解析し，先頭や末尾に位置する単語の品詞・属性情報，構成文字種，確信度を利用して認識結果を選別する（選別ルール数 141）

## 4 実験

2 節で述べた質問応答システムと 3 節で述べた固有表現抽出システムを用いて，(1) 質問応答の性能と固有表現抽出の性能の関係，(2) 質問応答の性能と固有表現体系の粒度の関係，を明らかにすることを目的として，二種類の実験を行った。以下，4.1 節で実験に用いたデータについて説明し，4.2 節および 4.3 節でそれぞれの実験結果について述べる。

### 4.1 実験データ

固有表現体系として，次の 4 つを用意した。

ASKMi: ASKMi 用のフルセットの体系。

IREX+: IREX の固有表現クラス<sup>4</sup> に，新規の数量表現 NUMBER と，固有名詞・時間表現・数量表現以外の固有表現 OTHER を追加した体系。

MID35: IREX+の固有表現クラスを細分した体系。

NONE: 固有表現の種類を区別しない体系。

各体系に含まれる固有表現クラスの一覧を，表 1 に示す。また，QAC1 の 200 問を IREX+体系で分類した結果を，表 2 に示す。

固有表現抽出の実験には，毎日新聞 98 年版の記事からランダムに 50 記事を選択し，ASKMi 体系の固有表現タグを付与した正解データを作成した。質問応答の実験には，毎日新聞 98～99 年版の 2 年分の記事と，QAC1 の 200 問の質問を用いた。ただし，評価の際には，正解が存在しない 5 問を除外した。

なお，固有表現抽出の評価尺度には，再現率  $R$ ，適合率  $P$  および  $F$  値<sup>5</sup>を用いる。質問応答の評価尺度には MRR および  $n$  次正答率（上位  $n$  位に正解を含む割合）を，回答タイプ推定の評価尺度には適合率を用いる<sup>6</sup>。

<sup>4</sup>厳密には IREX の定義とは異なる。たとえば，IREX の定義では，PERSON に肩書きは含まれないが，IREX+では肩書きを含むものも PERSON と認めている。

<sup>5</sup> $F = 2PR / (P + R)$ 。

<sup>6</sup>回答タイプ推定の再現率は 100%となるように実装しているので，適合率のみを用いる。

表 1: 各体系に含まれる固有表現クラスの一覧. IREX+の各クラスをいくつに細分したかを示している.

	IREX+	MID35	ASKMi
ARTIFACT	1	6	13
LOCATION	1	5	20
ORGANIZATION	1	3	10
PERSON	1	2	5
DATE	1	1	3
TIME	1	1	2
PERCENT	1	1	1
MONEY	1	1	1
NUMBER	1	2	8
OTHER	1	13	40
クラス数	10	35	103

表 2: QAC1 の 200 問を IREX+体系で分類した結果.

	略記号	質問数
ARTIFACT	A	32 (16%)
LOCATION	L	37 (19%)
ORGANIZATION	OR	19 (10%)
PERSON	PS	44 (22%)
DATE	D	15 (8%)
TIME	T	3 (2%)
PERCENT	PC	3 (2%)
MONEY	M	3 (2%)
NUMBER	N	22 (11%)
OTHER	OT	22 (11%)

#### 4.2 固有表現抽出の性能が質問応答に与える影響

固有表現抽出の性能の違いが, 質問応答にどのような影響を与えるかを調査するため, 次のようなデータを作成して, シミュレーション実験を行った.

- ベースとなる固有表現抽出結果から, 一定割合のデータをランダムに削除することにより, 再現率を低下させたデータを作成する.
- ベースとなる固有表現抽出結果に, QAC1 の 200 問の正解文字列すべてを追加することにより, 再現率を 100%にしたデータを作成する.
- ベースとなる固有表現抽出結果に, 一定割合の誤りデータを追加することにより, 適合率を低下させたデータを作成する. このとき, 追加する誤りデータの平均文字列長  $m$  が 2~4 文字となるように, 3 種類のデータを作成する.

ベースとなる固有表現抽出結果による質問応答の性能と, 再現率を 100%にしたときの性能を, 表 3 に示す. ベースとなる固有表現抽出結果は, 再現率 75%, 適合率 59%で, このときの MRR は 0.631 であった.

表 3: ベースとなる固有表現抽出結果による質問応答の性能 (上段) と, 再現率を 100%にしたときの性能 (下段).

再現率	適合率	MRR	1 次正答率	5 次正答率
75	59	0.631	53.8	76.9
100	59	0.650	53.3	82.0

表 4: 適合率が 51%と 59%のときの, 質問応答の性能の比較.

再現率	適合率	MRR	1 次正答率	5 次正答率
51	51	0.589	49.7	71.7
51	59	0.567	44.6	73.8

再現率を 100%にすると, MRR は 0.019 向上し, 0.650 になった. この向上は, 5 次正答率の向上によるものである.

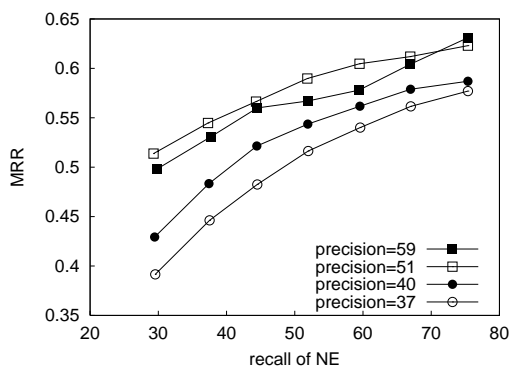
次に, 適合率と再現率の一方を固定し, 他方を低下させたときの, 質問応答の性能の変化を, 図 3 に示す. これらのグラフの X 軸は再現率または適合率を, Y 軸は MRR を示している.

図 3(a) は, 適合率を 59%, 51%, 40%, 37%と一定にして, 再現率を変化させたときの, MRR の変化を示している. 一方, 図 3(b) は, 再現率を 75%, 66%, 51%, 37%と一定にして, 適合率を変化させたときの, MRR の変化を示している. 追加した誤りデータの平均文字列長は 3 文字である.

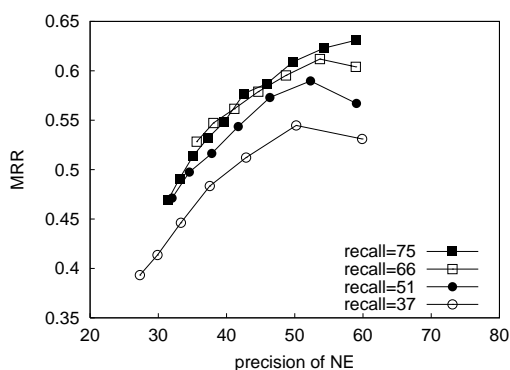
興味深いのは, 図 3(a) で, 適合率が 51%, 40%, 37%のときは, 適合率の高い方の折れ線が上側に位置しているのに, 適合率が 59%の折れ線と 51%の折れ線では, その位置が逆転していることである. これは, 図 3(b) で, 再現率が 66%, 51%, 37%のときに, 折れ線の右肩が下がっているのと同じことを意味している. つまり, 再現率が 75%の場合を除くと, 適合率が 59%よりも適合率が 51%の方が MRR が高いのである.

このことから, 再現率が十分高くないときに, 適合率だけを向上させると, 質問応答の性能は向上しないばかりか, 逆に性能は低下することがわかった.

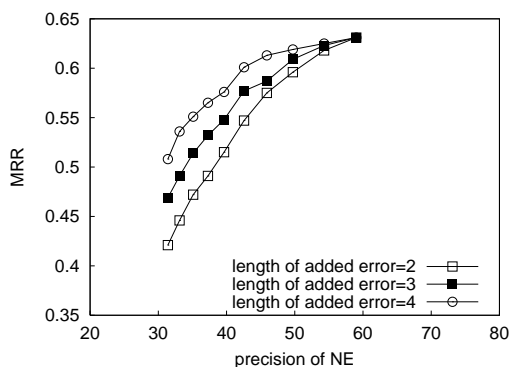
この現象をさらに詳しく見るため, 適合率が 51%と 59%のときの, 質問応答の性能の比較を, 表 4 に示す. この表によると, 再現率が 51%のとき, 適合率を 51%から 59%に向上させると, MRR は 0.022 低下している. この低下は, 1 次正答率の低下によるものである. 適合率の向上により, 正解となるべき候補まで抽出から漏れてしまったが, 再現率が十分に高くないので, それを正しく拾いきれていないと見ることがができる.



(a) 再現率を変化させたとき .



(b) 適合率を変化させたとき .



(c) 誤りデータの平均文字列長を変えて、適合率を変化させたとき (再現率 75%) .

図 3: 適合率と再現率の一方を固定して、他方を低下させたときの、質問応答の性能の変化 .

また、図 3(a) と (b) の折れ線の傾きを比較すると、(a) よりも (b) の方が、傾きが大きい。つまり、再現率を上げる効果よりも、適合率を上げる効果の方が大きいと言える。

図 3(c) は、再現率を 75% に固定して、追加する誤りデータの平均文字列長を変えて、適合率を変化させたときの、MRR の変化を示している。誤りデータの平均文字列長が短いほど、MRR は大きく低下している。

以上から、質問応答向けの固有表現抽出システムを開発する上で、次のような知見が得られた。

- 適合率が 50% に達するまでは、適合率を重視して性能を向上させると効果的である。
- 適合率が 50% を超えると、再現率が低いまま適合率だけを向上させても逆効果になる。再現率と適合率をバランスよく向上させる必要がある。
- 短い誤りデータに注意して適合率を向上させると効果的である。

#### 4.3 固有表現体系の粒度が質問応答に与える影響

固有表現体系の粒度の違いが、質問応答にどのような影響を与えるかを調査するため、4.1 節で述べた 4 つの体系による評価結果を、次のようにして作成した。

- ASKMi 体系による固有表現抽出結果を、各体系に変換することにより、新体系の固有表現抽出結果を作成する。
- ASKMi 体系による回答タイプ推定結果を、各体系に変換することにより、新体系の回答タイプ推定結果を作成する。

固有表現体系の粒度の違いによる性能の変化を、図 4 に示す。このグラフの X 軸は、固有表現のクラス数を示しており、主軸の Y 軸は MRR を、第 2 軸の Y 軸は、固有表現抽出 (NE) の F 値と回答タイプ推定 (ATR) の適合率を示している。

ASKMi (クラス数 103) の MRR が 0.631 なのに対して、MID35 (クラス数 35) では 0.561、IREX+ (クラス数 10) では 0.465、体系なしでは 0.174 であった。クラス数の多い方が MRR が高い。また、クラス数が増えたとき、固有表現抽出の F 値はさほど低下していないが、回答タイプ推定の適合率は大きく低下している。

次に、固有表現クラスごとの細分化の効果を、図 5 に示す。このグラフは、固有表現体系を変えたときに、回答順位が変動した質問の割合を示している。X 軸の略記号は、表 2 に示したものと同じである。ただし、MONEY と PERCENT は省略した。破線は IREX+ と MID35 の差分、実線は MID35 と ASKMi の差分を示している。以下、各クラスごとに詳しく見ていく。

**ARTIFACT:** MID35 では 6 クラス、ASKMi では 13 クラスに細分した。6 クラスの細分により、40% が改善した。また、13 クラスの細分により、さらに 18% が改善し、3% が悪化した。13 クラスを超えた細分化は、あまり効果がないかもしれない。

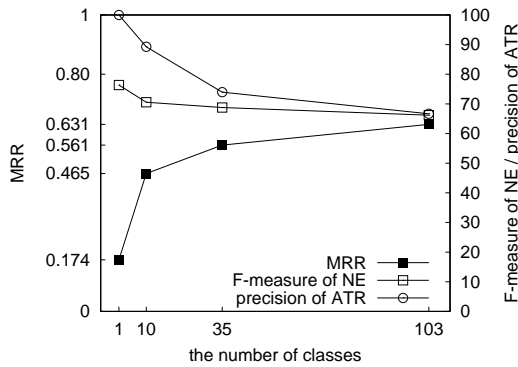


図 4: 固有表現体系の粒度の違いによる性能の変化。

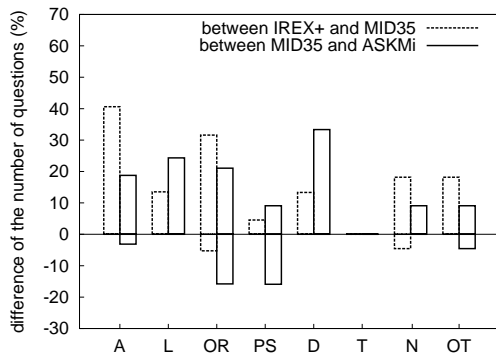


図 5: 固有表現体系の細分化の効果。固有表現体系を変えたときに、回答順位が変動した質問の割合を示している。プラスの値は改善、マイナスの値は悪化を意味する。

**LOCATION:** MID35 では 5 クラス, ASKMi では 20 クラスに細分した。5 クラスの細分により, 13%が改善し, 20 クラスの細分により, さらに 24%が改善した。細分による悪化はなかった。20 クラスを超えた細分化も, 有効かもしれない。

**ORGANIZATION:** MID35 では 3 クラス, ASKMi では 10 クラスに細分した。3 クラスの細分により, 13%が改善し, 5%が悪化した。また, 10 クラスの細分により, さらに 21%が改善し, 15%が悪化した。10 クラスの細分では, 改善が減り, 悪化が増えているので, 細分化の粒度が細かすぎたと思われる。

**PERSON:** MID35 では 2 クラス, ASKMi では 5 クラスに細分した。2 クラスの細分により, 4%が改善した。また, 5 クラスの細分により, さらに 9%が改善し, 15%が悪化した。5 クラスの細分では, 悪化が改善を上回っているので, 細分化の粒度は 2 クラスでよいと思われる。2 クラスの細分とは, 人名とキャラクター名の区別で

ある。

**DATE:** MID35 では細分なし, ASKMi では 3 クラスに細分した。細分なしにもかかわらず, 13%が改善しているが, 当該質問を調べてみると, DATE の細分化によるものではなく, ARTIFACT の細分化による影響であった。3 クラスの細分により, 33%が改善し, 悪化はなかった。3 クラスの細分とは, 日付, 期間, 曜日の区別である。とくに, 日付と期間の区別が効果をあげている。

**TIME:** MID35 では細分なし, ASKMi では 2 クラスに細分した。改善も悪化もなかった。2 クラスの細分とは, 時刻と時間の区別である。DATE では効果のあった区別であるが, TIME では効果がなかった。

**NUMBER:** MID35 では 2 クラス, ASKMi では 8 クラスに細分した。2 クラスの細分により, 18%が改善し, 4%が悪化した。また, 8 クラスの細分により, さらに 9%が改善した。2 クラスの細分とは, 離散値と連続値の区別であり, 8 クラスの細分とは, 距離と重量の区別といった連続値の細分である。

**OTHER:** MID35 では 13 クラス, ASKMi では 40 クラスに細分した。13 クラスの細分により, 18%が改善した。また, 40 クラスの細分により, さらに 9%が改善し, 4%が悪化した。OTHER は, 一般名詞のクラスであり, 他と比較して集合が大きすぎるので, 40 クラス前後の細分化は必要だと思われる。

以上から, クラス別に見ると, ORGANIZATION と PERSON は, 細分化による副作用があることがわかった。その原因については, 今後さらに分析を進めていく予定である。

PERSON は, 他のクラスと比較すると, 細分化により固有表現抽出の性能が低下したという感触を持っている。もし, 固有表現抽出の性能低下が原因だとすれば, その性能を向上させれば, 細分化の本来の効果を引き出せるかもしれない。しかし, 細分化すればするほど, 性能を維持するのにコストがかかってくる。したがって, 細分化の適切な粒度は, 固有表現抽出の性能と切り離して考えることはできないと考えている。

## 5 まとめ

日本語固有表現抽出システムを知識抽出と質問解析に利用した質問応答システム ASKMi を開発した。このシステムを用いて, (1) 質問応答の性能と固有表現

抽出の性能の関係, (2) 質問応答の性能と固有表現体系の粒度の関係, について考察を行った. 毎日新聞 98 ~ 99 年版の 2 年分の新聞記事と QAC1 のテストコレクションを用いた実験により, 次のような知見が得られた.

- 固有表現抽出の再現率や適合率が向上すると, 質問応答の性能も向上する. しかし, 再現率が十分に高くないときに適合率だけを向上させると, 質問応答の性能低下を招く.
- 固有表現体系は, 全体としては細分化する方が質問応答の性能が良いが, 適切な細分化の粒度は, 固有表現クラスによって異なる.

今後は, 細分化による副作用の原因についての分析を進め, 本研究を通じて得られた知見に基づき, 固有表現抽出システムおよび質問応答システムの性能向上を図っていく. また, マニュアル, レシピなど, 新聞以外の文書にもターゲットを拡大していくとともに, ヘルプシステムへの応用 [17] も検討していく.

## 参考文献

- [1] 浅原正幸, 松本裕治: “日本語固有表現抽出における冗長的な形態素解析の利用,” 情報処理学会研究報告 NL-153-7, pp.49-56, 2003.
- [2] 遠藤哲哉, 福本淳一: “詳細化された質問タイプによる質問応答システム,” 情報処理学会研究報告 NL-159-5, pp.25-30, 2004.
- [3] Fukumoto, J., Kato, T. and Masui, F.: “Question Answering Challenge (QAC-1): An Evaluation of Question Answering Task at the NTCIR Workshop3,” *AAAI Spring Symposium: New Directions in Question Answering*, pp.122-133, 2003.
- [4] 磯崎秀樹, 賀沢秀人: “固有表現抽出のための SVM の高速化,” 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.3, pp.970-979, 2003.
- [5] 國分智晴, 酒井哲也: “質問応答システムにおけるパッセージ検索の評価,” 第 2 回 情報科学技術フォーラム (FIT2003), D-001, 2003.
- [6] 宮本昌幸, 松尾 衛, 森 辰則: “IREX NE タスク結果分析,” IREX ワークショップ予稿集, pp.107-114, 1999.
- [7] 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.
- [8] 酒井哲也, 小山 誠, 鈴木 優, 真鍋俊彦: “意味役割解析に基づく高適合英語文書の検索,” 第 1 回 情報科学技術フォーラム (FIT2002) 情報技術レターズ, pp.67-68, 2002.
- [9] Sakai, T., Koyama, M., Suzuki, M. and Manabe, T.: “Toshiba KIDS at NTCIR-3: Japanese and English-Japanese IR,” *NTCIR-3 Proceedings*, 2003. <http://research.nii.ac.jp/ntcir/workshop/OnlineProceedings3/NTCIR3-CLIR-SakaiT>
- [10] Sakai, T., Koyama, M., Suzuki, M., Kumano, A. and Manabe, T.: “BRIDJE over a Language Barrier: Cross-Language Information Access by Integrating Translation and Retrieval,” *IRAL2003 Proceedings*, pp.65-76, 2003. <http://acl.ldc.upenn.edu/w/W03/W03-1109.pdf>
- [11] Sakai, T. and Kokubu, T.: “Evaluating Retrieval Performance for Japanese Question Answering: What Are Best Passages?,” *ACM SIGIR 2003 Proceedings*, pp.429-430, 2003.
- [12] Sakai, T., Saito, Y., Ichimura, Y., Koyama, M., Kokubu, T. and Manabe, T.: “ASKMi: A Japanese Question Answering System based on Semantic Role Analysis,” *RIA02004 Proceedings*, 2004.
- [13] 佐々木 裕, 磯崎秀樹, 鈴木 潤, 国領弘治, 平尾 努, 賀沢秀人, 前田英作: “SVM を用いた学習型質問応答システム SAIQA-II,” 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.2, pp.635-646, 2004.
- [14] 関根 聡, 井佐原 均: “IREX プロジェクト概要,” IREX ワークショップ予稿集, pp.1-5, 1999.
- [15] 鈴木 優, 福井美佳, 藤井寛子, 宮澤隆幸, 浦田耕二, 住田一男: “マルチモーダル対話における発話意味役割推定,” 第 2 回 情報科学技術フォーラム (FIT2003), E-045, 2003.
- [16] 竹元義美, 福島俊一, 山田洋志: “辞書およびパターンマッチルールの増強と品質強化に基づく日本語固有表現抽出,” 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.6, pp.1580-1591, 2001.
- [17] 浦田耕二, 福井美佳, 藤井寛子, 鈴木 優, 酒井哲也, 齋藤佳美, 市村由美, 佐々木 寛: “質問応答技術に基づくマルチモーダルヘルプシステム,” 情報処理学会研究報告 FI-74-4, 2004.
- [18] 山田寛泰, 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.