

# 関係間の制約を考慮した質問応答サイトの発言間の関係同定

## Identification of relations between answers with global constraints for Community-based Question Answering services

横野 光<sup>\*1</sup>  
Hikaru Yokono

長谷川 隆明<sup>\*2</sup>  
Takaaki Hasegawa

菊井 玄一郎<sup>\*2\*</sup>  
Genichiro Kikui

奥村 学<sup>\*1</sup>  
Manabu Okumura

<sup>\*1</sup>東京工業大学 精密工学研究所

Precision and Intelligence Laboratory, Tokyo Institute of Technology

<sup>\*2</sup>NTT サイバースペース研究所

NTT Cyber Space Laboratories, NTT Corporation

Community-based Question Answering services contain many threads consisting of a question and its answers. When there are many answers for a question, it is hard for a user to understand them all. To address this problem, we focus on logical relations between answers in a thread and present a model for identifying the relations between the answers. We consider that there are constraints among the relations, such as a transitive law, and that it might be useful to take these constraints into account. To consider these constraints, we propose the model based on a Markov logic network. We also introduce super-relations to give additional information for logical relation identification into our model. Through the experiment, we show that global constraints and super-relations make it easier to identify the relations.

### 1. はじめに

近年, OKWave<sup>\*i</sup>や Yahoo!知恵袋<sup>\*ii</sup>のような, ユーザが質問を投稿し他のユーザがそれに答えるといった形式の質問応答サイトが広く利用されるようになってきた. 投稿された質問と回答からなるスレッドは自由に閲覧できるため, もし似たような質問がサービス中に既に存在しているのであれば, ユーザはそのスレッドを参照することで回答を得ることができる.

質問応答サイトでは1つの質問に対して複数の回答が投稿されることがあり, その数が多くなると全容を把握することが困難になる. 特に, 意見を求めるような質問 (e.g. “○○についてどう思いますか?”) に対する回答のように, 1つの回答を読むだけでは十分な情報を得ることができないという場合では, ユーザの負担は大きくなる. また, 携帯端末からアクセスする場合には, 携帯端末の小さな画面で全ての回答を閲覧することは効率が悪い. このような状況に対して, ユーザの内容理解を支援するために, 回答全体の分類・要約や, スレッドの構造の可視化などの機能が求められており, 例えば, スレッド中の回答の概要を提示する手法などが提案されている [神保 10, Liu 08]. 我々は, それらの機能の基礎となる回答間の論理関係を高精度に同定することを目標としている.

本研究では回答間の関係の間にある制約を考慮した関係同定モデルを提案する. ここで定義する関係間には, 例えば推移律のような制約が考えられ, これらの制約を満たすように関係を同定する必要がある. そこで, 我々は同定すべき関係間の制約を組み込むことができる Markov Logic Network (以下, MLN) に基づいたモデルを提案する. このモデルでは一階述語論理の論理式として記述した制約を満たすようにスレッド中の全ての関係を同時に同定する. また, 意味的な類似性と推移性に基づいた, より抽象的な回答間の関係を導入する. これらの関係の同定は論理的な関係の同定よりも容易な問題であり, この情報は論理的な関係の同定に有効であると考えられる.

連絡先: 横野 光, 東京工業大学 精密工学研究所, 横浜市緑区長津田町 4259 R2-728, 045-924-5295, yokono@lr.pi.titech.ac.jp

\*† 2011年4月より岡山県立大学 情報工学部

\*i <http://okwave.jp/>

\*ii <http://chiebukuro.yahoo.co.jp/>

### 2. 関連研究

質問応答サイトの成長に伴い, 多くの研究者がこれらのようなサービスを対象とした研究に取り組んでいる. 例えば, これらのサイトには多くのスレッドが存在するため, 質問検索や回答のランク付けは必要とされる技術であり, Jeon らは新しく投稿された質問に対応した既存の質問と回答の組を発見する手法について議論している [Jeon 05]. また, Wang らは回答のランキングモデルを提案している [Wang 09].

一方で, 議事録や対話の談話関係の同定に関する研究がなされてきた (e.g. [Hillard 03, Galley 04]). 関係同定の問題はノードのペア間のラベル付きの辺を発見する問題としてみることができる. 構造学習はそのような構造を推定する手法であり (e.g. [Crammer 06]), Morita らは構造学習を用いた議事録中の賛否関係の同定モデルを提案している [Morita 09].

神保らは質問応答サイトのための関係同定モデルを提案している [神保 10]. 彼らのモデルは Support Vector Machine (以下, SVM) を用いて関係を同定している. 我々は関係同定に関して, 関係間に存在する制約を考慮することで性能の改善が期待できると考え, その実現のために MLN を用いる.

### 3. 回答間の論理関係

1つのスレッドは質問が最初にあり, 以降投稿順に並んだ回答で構成される. 本研究では回答間の関係同定において, ある回答に対してそれより前に投稿された回答との関係のみを考慮する. また, スレッド中の全ての回答が質問に関係しているというわけではない. そこで回答間の関係の同定だけでなく, 質問と回答間の関係の同定も行う. 本研究では同定すべき関係として, 2種類の質問と回答間の関係と7種類の回答間の関係を定義する.

質問と回答間の関係は“回答”と“無関係”の2種類を考える. ある回答が質問に対する直接的な回答である関係を“回答”とし, そうでない場合を“無関係”とする.

回答間の関係に関しては, Radev の提案した複数文書要約のための24種類の関係 [Radev 00] を参考にして, 7種類の関係を定義する. 表1に回答間の論理関係とその説明を示す.

表 1: 回答間の論理関係

関係	説明
等価	2つの回答の内容が同じである。
包含	後者の内容が前者のものを包含している。
追加	2つの回答は直接同じ内容を含んでいないが、互いに関連している。
要約	後者の内容が前者の要約である。
部分一致	2つの回答の内容が部分的に一致している。
矛盾	2つの回答の内容が互いに異なることを述べている。
無関係	2つの回答の内容が互いに無関係である。

## 4. 関係間の制約を考慮した関係同定モデル

本研究では、内容の関連性に基づいた回答間の論理的な関係の同定を行う。推定すべき関係間には制約が考えられ、この制約を考慮した関係同定を行うために、MLNを用いたモデルを提案する。また、関係によって成立すべき制約が異なると考え、前節で定義した回答間の論理関係に対して推移性と意味的な類似性という2種類の共通性に基づいた、より抽象的な関係を導入し、この抽象的な関係の同定も同時に行う。

### 4.1 回答間の抽象的な関係

回答間の関係に対して2種類の抽象的な関係を考える。1つは意味的な類似性に基づいた関係(以下、**類似関係**)であり、もう1つは推移性に基づいた関係(以下、**推移関係**)である。各関係と論理関係との対応を表2に示す。論理関係と比べて、こ

表 2: 抽象的な関係

関係	論理関係
類似関係	等価, 包含, 追加, 要約, 部分一致
矛盾	矛盾
無関係	無関係
推移関係	等価, 包含, 追加, 要約, 部分一致, 矛盾, 無関係
非推移的	

れらの関係は大まかな分類であるため同定が容易であり、論理関係の同定の際に有用な情報になり得ると考えられる。

### 4.2 Markov Logic Network

Markov Logic Network は一階述語論理と Markov Network を組み合わせたものである [Richardson 06]。一階述語論理はドメインの知識を論理式という形で明示的に考慮することができるが、規則として与えられている論理式が偽となるような述語を1つでも含んでいる可能世界は充足不能とみなされるため、必ず成立することが保証されている規則しか扱えないという問題がある。これに対して、MLNでは述語論理の各論理式に重みを割り当てることで論理式の違反を許容し、確率的に可能世界のもっともらしさを表すことができる。通常の一階述語論理はこの重みが無限大になったものとみなすことができる。従って、MLNでは違反を許容する論理式と、違反を許さない論理式を同時に扱うことも可能である。

本稿では以降、MLNの実装の一つである Markov the-beast<sup>\*iii</sup> [Riedel 08] での呼称に倣い、データから得られる性質を示す述語を observed predicate、推定すべき性質を示す述語を hidden predicate と呼ぶ。また、observed predicate と hidden predicate との関係を表した論理式を local formula と呼び、hidden predicate 間の関係を記述した論理式を global formula と呼ぶ。

### 4.3 提案モデル

回答間の論理関係の同定に対して、質問-回答間の関係同定、回答間の関係の有無の判定、類似関係の同定、推移関係の同定、論理関係の同定という5つのサブタスクを考える。それぞれのタスクに対応する hidden predicate を表3に示す。質問-

表 3: Hidden predicate

述語	説明
$hasqrelation(i, j)$	回答 $j$ が回答 $i$ に直接回答している。
$hasarelation(i, j)$	回答 $i, j$ 間に関係がある。
$coarserelation(i, j, c)$	$i$ と $j$ 間の類似関係が $c$ である。
$transrelation(i, j, t)$	$i$ と $j$ 間の推移関係が $t$ である。
$aarelation(i, j, l)$	$i$ と $j$ 間の論理関係が $l$ である。

回答間の関係において、 $hasqrelation(i, j)$  が真であればその関係は“回答”であり、偽であれば“無関係”であるとみなす。提案モデルでは質問-回答間の関係が“無関係”とされた回答は回答間の関係の同定の対象から除外する。

#### 4.3.1 Local Formula

提案モデルの local formula に用いる observed predicate には、神保らのモデル [神保 10] と同様の、スレッドに関する素性 (e.g. 回答の順番や質問タイプ)、n-gram 素性 (e.g. 単語 uni-gram や単語 bi-gram)、意味的な素性、固有表現に関する素性、類似度に関する素性などを利用する。提案モデルの observed predicate の一部を表4に示す。本研究では、質問-回答間の関係の同定、回答間の関係の同定の両方において同じ素性を用いるため、本節では質問と回答の両方をあわせて“発言”と呼ぶ、利用して

表 4: 提案モデルで使用した observed predicate の一部

述語	説明
$question(i)$	発言 $i$ が質問である。
$questiontype(q)$	スレッドの質問タイプが $q$ である。
$first(i)$	発言 $i$ がスレッドの最初の回答である。
$neighbor(i, j)$	発言 $i$ と $j$ が隣接している。
$timegap(i, j, t)$	発言 $i$ と $j$ の投稿時間の間隔が $t$ である。
$antonym(i, j)$	発言 $i$ と $j$ が互いに反意語となる語を含んでいる。
$sameurl(i, j)$	発言 $i$ と $j$ が同じ URL を含んでいる。
$unigram(i, u)$	発言 $i$ が単語 unigram $u$ を含んでいる。
$questionfocus(i)$	発言 $i$ が注目名詞を含んでいる。
$samefocus(i, j)$	発言 $i$ と $j$ が同じ注目名詞を含んでいる。
$focusedneclass(i)$	発言 $i$ が質問タイプに対応する固有表現を含んでいる。
$samene(i, j)$	発言 $i$ と $j$ が同じ固有表現を含んでいる。
$scosine(i, j, c)$	発言 $i$ と $j$ で最大となる文のコサイン類似度が $c$ である。

いる observe predicate には質問が求めている回答に基づいた分類である質問タイプや、求めている回答の種類を明示している注目名詞などがある。これらはあらかじめデータとして与えられるのではなく、Tamura らのモデルを利用して推定している [Tamura 05]。

提案モデルの local formula の一部を以下に示す。全ての hidden predicate に対して同じ observed predicate の組合せを利用している。

$$question(i) \wedge first(j) \Rightarrow hasqrelation(i, j) \quad (1)$$

$$samequoted(i, j) \Rightarrow coarserelation(i, j, +c) \quad (2)$$

$$scosine(i, j, +v) \Rightarrow transiterrelation(i, j, +t) \quad (3)$$

$$lastunigram(i, +u_1) \Rightarrow aarelation(i, j, +l) \quad (4)$$

ここで“+”はその変数の値に応じて論理式に割り当てられる

\*iii <http://code.google.com/p/thebeast/>

重みが異なることを示す。例えば、式(2)は  $c$  の各値に対して異なる重みが割り当てられる。

### 4.3.2 Global Formula

同定すべき関係間に成立するであろう制約を global formula として記述する。モデルに用いた global formula の一部を図1に示す。

図1において、式(5)~(9)は必ず充足することが求められる論理式である。式(5)~(8)は各 hidden predicate が成立するための前提条件である。例えば、式(5)、(6)は回答  $j$ ,  $k$  間に関係が存在するためには、それらが質問  $i$  に対して、“回答”という関係でなければならないという制約である。また、式(9)は類似関係と論理関係との対応を示している。

一方、式(10)~(13)は違反が許容される論理式である。式(10)は意味的な関連性を、式(11)は推移律に基づく制約を示している。

ある3つの回答において、そのうち2つの回答間の内容が同じであれば、残り1つとそれら2つの回答間の関係は同じものになると考えられる。この制約を表したものが式(12)、(13)である。

## 5. 評価

提案モデルの性能を評価するために、人手でアノテーションを行ったデータを用いた実験を行った。

### 5.1 実験設定

実験では Yahoo!知恵袋の“料理, グルメ, レシピ”(以下, Cook), “パソコン, 周辺機器”(以下, PC), “恋愛相談, 人間関係の悩み”(以下, Love) の3分野から取得したそれぞれ約100件のスレッドを利用した。

各質問-回答ペア, 回答-回答ペアに対して, 5人の作業者が関係の付与を行った。アノテーション作業では質問-回答間の関係で“無関係”と判断された回答に関しては回答-回答間の関係の付与は行っていない。付与された関係のうち, 3人以上の付与結果が一致した関係のみを同定すべき対象として採用している。実験で採用した関係の分布を表5に示す。

表5: 関係の分布

	関係	Cook	PC	Love
質問-回答間	回答	0.925	0.924	0.905
	無関係	0.075	0.076	0.095
回答-回答間	等価	0.115	0.186	0.192
	包含	0.026	0.083	0.033
	追加	0.000	0.009	0.008
	要約	0.012	0.033	0.025
	部分一致	0.073	0.078	0.113
	矛盾	0.055	0.084	0.187
	無関係	0.716	0.528	0.442

### 5.2 結果

実験では各ジャンルに対して10分割交差検定を行いF値の平均で評価した。ベースラインモデルとしてSVMを用いた神保らのモデル[神保10]を利用した。このモデルは質問-回答間の関係同定に対して2値分類器を、回答間の関係同定に関してone-versus-rest分類器を用いている。ベースラインモデルのアルゴリズムを以下に示す。

**step 1.** 質問と各回答間に対して関係を同定する

**step 2.** step 1において、“回答”と同定された回答に対して回答間の関係を同定する

表6に結果を示す。“SVM”はベースラインモデルを、“MLN”は提案モデルを表す。表中の太字は我々のモデルのF値がベースラインを上回っていることを示し、\*\*( $p < 0.01$ ), \*( $p < 0.05$ )はそれぞれ符号検定においてベースラインと有意な差があることを示す。ベースラインと比較して、我々のモデルはほとんどの関係において良い結果を得ることができている。

ベースラインモデルは同定の際に対象となっているペアの関係のみを考慮するが、我々のモデルでは全てのペアの関係を同時に、できる限り多くの制約を満たすように同定する。この関係間の制約が同定の性能の向上に寄与していると考えられる。

また、我々のモデルは抽象的な関係を導入し、論理関係の同定に利用している。この抽象的な関係の効果を調査するために、類似関係と推移関係を利用しないモデル(w/o-super)の評価も行った。

PCジャンルにおける実験結果を表7に示す。表中の太字は各関係において最も良い値を示す。ほとんどの関係において、

表7: 抽象的な関係の効果に関する実験結果(F値)

関係	SVM	w/o-super	MLN
QA間の関係	<b>0.959</b>	0.952**	0.958
回答間の関係の有無	0.470	0.546**	<b>0.653**</b>
類似関係(類似)	0.315	—	<b>0.326**</b>
類似関係(矛盾)	0.000	—	<b>0.033</b>
類似関係(無関係)	<b>0.423</b>	—	0.378**
推移関係(推移的)	0.000	—	<b>0.309**</b>
推移関係(非推移的)	0.498	—	<b>0.506**</b>
論理関係(等価)	0.164	<b>0.264**</b>	0.245**
論理関係(包含)	0.000	0.000	<b>0.022</b>
論理関係(追加)	0.000	0.000	0.000
論理関係(要約)	0.000	0.000	<b>0.014</b>
論理関係(部分一致)	0.000	0.044	<b>0.098**</b>
論理関係(矛盾)	0.000	0.018	<b>0.033</b>
論理関係(無関係)	<b>0.406</b>	0.251**	0.380**

w/o-superモデルはベースラインを上回り、更に提案モデルはw/o-superモデルを上回っている。このことから抽象的な関係を導入することは有効であると言える。

我々のモデルは回答間の論理関係の同定に対して複数のサブタスクを設定している。回答間の論理関係の同定に抽象的な関係を利用しているため、抽象的な関係の同定で十分な性能が得られなければ、論理関係の同定においても満足のいく性能を得ることができない。従って、モデルの性能を更に向上させるためにはこの抽象的な関係同定の性能を向上させることが必要である。

## 6. おわりに

本研究ではMLNを用いた関係間の制約を考慮した論理関係の同定モデルを提案した。実験によって、我々のモデルがSVMを用いたモデルに比べて良い性能であることが、また、抽象的な関係を導入し、その情報を利用することで更に性能が向上することが明らかになった。しかし、実用的な精度にするためには、例えば新たな素性の導入などのような更なる改善が必要である。

質問回答サイトにおいて、回答間の関係はスレッドの概要を理解するために有効な情報であり、今後の課題としては、同定した関係を元にしたスレッドの可視化モデルや回答要約モデルの提案などがある。

- $$\neg \text{hasqarelacion}(i, j) \Rightarrow \neg \text{hasaarelacion}(j, k) \quad (5)$$
- $$\neg \text{hasqarelacion}(i, k) \Rightarrow \neg \text{hasaarelacion}(j, k) \quad (6)$$
- $$\text{hasaarelacion}(i, j) \Rightarrow \exists c(\text{coarserelacion}(i, j, c)) \quad (7)$$
- $$\text{transrelacion}(i, j, t) \Rightarrow \exists l(\text{aarelacion}(i, j, l)) \quad (8)$$
- $$\text{coarserelacion}(i, j, \text{“類似”}) \Rightarrow \neg(\text{aarelacion}(i, j, \text{“矛盾”}) \vee \text{aarelacion}(i, j, \text{“無関係”})) \quad (9)$$
- $$\text{coarserelacion}(i, j, \text{“類似”}) \wedge \text{coarserelacion}(j, k, \text{“類似”}) \Rightarrow \text{coarserelacion}(i, k, \text{“類似”}) \quad (10)$$
- $$\text{transrelacion}(i, j, \text{“推移的”}) \wedge \text{transrelacion}(j, k, \text{“推移的”}) \Rightarrow \text{transrelacion}(i, k, \text{“推移的”}) \quad (11)$$
- $$\text{aarelacion}(i, j, \text{“等価”}) \Rightarrow \text{aarelacion}(i, k, +l) \wedge \text{aarelacion}(j, k, +l) \quad (12)$$
- $$\text{aarelacion}(j, k, \text{“等価”}) \Rightarrow \text{aarelacion}(i, j, +l) \wedge \text{aarelacion}(i, k, +l) \quad (13)$$

図 1: 提案モデルで使用した global formula の一部

表 6: 各関係の結果 (F 値)

関係	Cook		PC		Love	
	SVM	MLN	SVM	MLN	SVM	MLN
QA 間の関係	0.961	0.956*	0.959	0.958	0.949	0.945*
回答間の関係の有無	0.793	<b>0.796**</b>	0.470	<b>0.653**</b>	0.326	<b>0.612**</b>
類似関係(類似)	0.018	<b>0.246**</b>	0.315	<b>0.326**</b>	0.176	<b>0.266**</b>
類似関係(矛盾)	0.000	<b>0.025</b>	0.000	<b>0.033</b>	0.000	<b>0.091**</b>
類似関係(無関係)	0.636	<b>0.642**</b>	0.423	0.378**	0.301	<b>0.312**</b>
推移関係(推移的)	0.000	<b>0.094**</b>	0.000	<b>0.309**</b>	0.000	<b>0.120**</b>
推移関係(非推移的)	0.712	0.712	0.498	<b>0.506**</b>	0.497	0.495
論理関係(等価)	0.000	<b>0.062**</b>	0.164	<b>0.245**</b>	0.019	<b>0.116**</b>
論理関係(包含)	0.000	0.000	0.000	<b>0.022</b>	0.000	0.000
論理関係(追加)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
論理関係(要約)	0.000	0.000	0.000	<b>0.014</b>	0.000	0.000
論理関係(部分一致)	0.000	<b>0.141**</b>	0.000	<b>0.098**</b>	0.000	<b>0.102**</b>
論理関係(矛盾)	0.000	<b>0.025</b>	0.000	<b>0.033</b>	0.000	<b>0.094**</b>
論理関係(無関係)	0.636	<b>0.637**</b>	0.406	0.380**	0.311	0.306**

謝辞 本研究ではヤフー株式会社が国立情報学研究所に提供した“Yahoo!知恵袋データ”を利用いたしました。

## 参考文献

- [Crammer 06] Crammer, K., Dekel, O., Keshet, J., Shalev-Shwartz, S., and Singer, Y.: Online Passive-Aggressive Algorithms, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 7, pp. 551–585 (2006)
- [Galley 04] Galley, M., McKeown, K., Hirschberg, J., and Shriberg, E.: Identifying agreement and disagreement in conversational speech: Use of bayesian networks to model pragmatic dependencies, in *Proceedings of the 42nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, pp. 669–676 (2004)
- [Hillard 03] Hillard, D., Ostendorf, M., and Shriberg, E.: Detection of agreement vs. disagreement in meetings: training with unlabeled data, in *Proceedings of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pp. 34–36 (2003)
- [Jeon 05] Jeon, J., Croft, W., and Lee, J.: Finding Semantically Similar Questions Based on their Answers, in *Proceedings of the SIGIR'05* (2005)
- [Liu 08] Liu, Y., Li, S., Cao, Y., Lin, C.-Y., Han, D., and Yu, Y.: Understanding and Summarizing Answers in Community-Based Question Answering Services, in *Proceedings of the 22nd International Conference on Computational Linguistics*, pp. 497–504 (2008)
- [Morita 09] Morita, H., Takamura, H., and Okumura, M.: Structured Output Learning with Polynomial Kernel, in *Proceedings of the International Conference RANLP-2009*, pp. 281–286 (2009)
- [Radev 00] Radev, D.: A Common Theory of Information Fusion from Multiple Text Sources, Step One: Cross-Document Structure, in *Proceedings of the 1st ACL SIGDIAL Workshop on Discourse and Dialogue*, pp. 74–83 (2000)
- [Richardson 06] Richardson, M. and Domingos, P.: Markov logic networks, *Machine Learning*, Vol. 62, No. 1-2, pp. 107–136 (2006)
- [Riedel 08] Riedel, S.: Improving the accuracy and Efficiency of MAP Inference for Markov Logic, in *Proceedings of the 24th Annual Conference on Uncertainty in AI (UAI '08)*, pp. 468–475 (2008)
- [Tamura 05] Tamura, A., Takamura, H., and Okumura, M.: Classification of Multiple-Sentence Questions, in *Proceedings of the Second International Joint Conference on Natural Language Processing*, pp. 426–437 (2005)
- [Wang 09] Wang, X.-J., Tu, X., Feng, D., and Zhang, L.: Ranking Community Answers by Modeling Question-Answer Relationships via Analogical Reasoning, in *Proceedings of the 32nd Annual ACM SIGIR Conference*, pp. 179–186 (2009)
- [神保 10] 神保 一樹, 高村 大也, 奥村 学: 質問応答サイトにおける発言間の関係同定, 人工知能学会第 24 回全国大会 (JSAI2010) 3D3-3 (2010)