

QA コミュニティにおける 複数情報源を用いた効果的な質問推薦

甲 谷 優^{†1} 岩 田 具 治^{†2}
塩 原 寿 子^{†1} 藤 村 考^{†1}

QA コミュニティの回答者の知識、興味を推定し、質問を推薦する手法を提案する。効果的な質問推薦ができれば回答が増え、その結果 QA コミュニティ全体の活性化が期待できる。ただし、効果的な質問推薦であるためには、(1) カテゴリよりも適切な質問を提示でき、(2) 回答がついていない質問であっても推薦でき、(3) 回答したことのないユーザにも推薦できる必要がある。効果的な質問推薦を実現するため、複数の情報源からユーザの知識と興味を推定し、それらをロジスティック回帰モデルによって統合する。本稿では QA コミュニティの実ログデータを使って、提案手法により効果的な質問推薦が実現できることを示す。

Effective Question Recommendation Using Multiple Features for Question Answering Communities

YUTAKA KABUTOYA,^{†1} TOMOHARU IWATA,^{†2}
HISAKO SHIOHARA^{†1} and KO FUJIMURA^{†1}

We propose a new method of recommending questions to answerers so as to suit the answerers' knowledge and interests in User-Interactive Question Answering (QA) communities. A question recommender can help activation of a QA community. An effective question recommender should satisfy the following three requirements: First, its accuracy should be higher than the existing category-based approach. Second, it should be able to recommend unanswered questions. Third, it should be able to support even those people who have never answered a question previously. To achieve an effective question recommender, we use combining QA users' knowledge and interests by a logistic regression model. Experiments on real log datasets of famous QA communities, show that our recommender satisfies the three requirements.

1. はじめに

現在、教えて!goo^{*1}やYahoo!知恵袋^{*2}をはじめとするQAコミュニティでは、毎日2,000件以上もの質問が投稿されている。質問が投稿されると、親切な他者により回答が付与されることで質問者の悩みや疑問は解決される。さらにそのやりとりは質問者だけでなく同じ疑問や悩みをかかえた別のユーザにも再利用される。このように、多くの回答者の集合知を多くのユーザに共有できる、有用性の高いサービスである。

しかしながら、我々がQAコミュニティの利用状況に関して予備分析とアンケート調査を行ったところ、質問者の多くがつねに回答に満足しているわけではないという大きな問題が明らかになった。また、質問者の満足は回答の量と質に大きく影響されることも判明した。そこで本研究のねらいを、回答の量に焦点を当て、その改善によって質問者の不満を解消することとする。

一方で、現在のQAコミュニティでは50%以上の回答者が質問に回答する際にカテゴリ^{*3}を利用している。しかしながら我々は予備分析を通じてカテゴリが回答の機会に損失をもたらしていることを明らかにした。主に以下に示す2点が大きな理由である。1つ目は、カテゴリ数が数百もありながら、すべての質問のカテゴリがつねにただ1つに決まるとは限らない点である。たとえば、「淡路島の釣りスポット」に関する質問は、「関西」カテゴリに投稿すべきであろうか、それとも「釣り」カテゴリに投稿すべきであろうか。ここでもし前者のカテゴリに投稿された場合、後者のカテゴリをよく利用する適切な回答者に質問が回答されないことになる。すなわち、多くの潜在的な回答が失われている可能性がある。我々は考える。このように、適したカテゴリをただ1つ選択することは困難である。2つ目は、カテゴリ内の質問数が不均衡であることである。カテゴリ内の質問数が膨大であれば、すべての質問を閲覧することすら困難になる。また逆にカテゴリの質問数が極端に少なく、ほとんど質問が投稿されないような状態であれば回答者のモチベーションを下げってしまう。

^{†1} 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所
NTT Cyber Solutions Laboratories, NTT Corporation

^{†2} 日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所
NTT Communication Science Laboratories, NTT Corporation

*1 <http://oshiete.goo.ne.jp>

*2 <http://chiebukuro.yahoo.co.jp>

*3 各質問はそれぞれ単一のカテゴリに属している。たとえば、「タマネギの調理のしかた」に関する質問は「料理」カテゴリに属する。

そこで我々は質問推薦を提案する．適切な質問が推薦され，ユーザがより容易に適切な質問にたどり着くことができれば，回答者の回答に対するモチベーションが上がり，回答数が増え，QA コミュニティ全体の活性化につながると我々は考える．

我々はアンケート調査を通じて推薦すべき質問，すなわち回答するのに適切な質問についても明らかにした．結果，回答するのに適切な質問とは，ユーザの知識と興味に則した質問であることが判明した．ここで，ユーザの知識，興味をそれぞれユーザにとって既知の話題，ユーザにとって知りたい話題と定義する．

すなわち，質問推薦とはユーザの知識と興味にあった質問を提示する機能である．そのような質問推薦を実現するために，本研究では複数の情報源を統合した手法を提案する．まず，ユーザの知識の推定に，ユーザの回答した質問（以後，回答履歴と呼ぶ）に基づくコンテンツフィルタリングを行う．これは，ユーザが回答した質問の内容は既知の話題であると考えたためである．同様に，ユーザの興味の推定にはユーザ自身の質問（以後，質問履歴と呼ぶ）に基づくコンテンツフィルタリングを用いる．これは，ユーザは自身の知りたい話題について質問すると考えたためである．さらに，協調フィルタリングを使って，テキストを使わずにユーザの知識と興味を推定する．

実験では，教えて！goo と Yahoo! 知恵袋のデータのスナップショットを用いて提案手法が既存の手法よりも高精度であることを証明する．また提案法の素性として教えて！goo に対しては知識が重要で Yahoo! 知恵袋では協調フィルタリングにより推定された知識と興味が重要であったことも示す．

本稿の構成は以下のとおりである．まず，2章で QA コミュニティとはどのようなメディアか，教えて！goo と Yahoo! 知恵袋の現状とその問題点を予備分析を通じて明らかにする．次に，3章では QA コミュニティの利用状況に関して行ったアンケート調査から質問者の不満とその要因，回答者の動機，回答者がどのようにして質問にたどり着くかを明らかにする．4章では，質問推薦の満たすべき要件をあげ，提案手法について述べる．5章では，QA コミュニティの実ログデータを用いた実験を通して，提案手法が既存の推薦手法やカテゴリに基づく推薦よりも高精度であることを示す．6章では，関連研究について言及し，本研究の位置付けを行う．7章では，まとめと今後の課題について言及する．

2. QA コミュニティ

2.1 ユーザ間のインタラクション

QA コミュニティでは，質問と回答という形式でユーザ間のインタラクションが成立して



(a) 教えて！goo

(b) Yahoo! 知恵袋

図 1 教えて！goo と Yahoo! 知恵袋の質問スレッドの例

Fig. 1 Examples of an Oshiete! goo question thread and a Yahoo! Chiebukuro one.

いる．図 1 に日本の QA コミュニティである教えて！goo と Yahoo! 知恵袋の質問スレッドの例を示す．質問スレッドが回答者ないし第 3 者から参照されやすいようにカテゴリが存在し，質問者は適切なカテゴリを 1 つ選択し質問を投稿する．質問に対して別のユーザから回答が付き，質問者は回答が十分であると判断すると回答を締め切る．その際，各回答に対して質問者がフィードバックを与える（教えて！goo の場合であれば良回答ポイント，Yahoo! 知恵袋の場合であればベストアンサーが質問者からのフィードバックにあたる）．

「コンピュータ > ソフトウェア」というカテゴリが存在したとして，そこに以下のような質問が投稿されたとして示す．

音声ファイルの音量を調整する方法，もしくはソフトウェアを教えてください．

このような質問の背後にある情報要求を従来の Web 検索で満たすことは困難である．仮に所望の機能を持つソフトウェアが存在したとしても，その機能を表す語，あるいはソフトウェア名を知らなければ適切なクエリを作ることができない．このように，QA コミュニティは情報要求がキーワードで表し難い場合に有用である．

今，この質問に対して以下のような回答がつけられたとする．

- 「SoundModifier」というソフトがありますが，シェアウェアになってしまったようで

36 QA コミュニティにおける複数情報源を用いた効果的な質問推薦

表 1 教えて!goo データセット, Yahoo! 知恵袋データセットの開始日, 終了日, 質問数, 回答数, ユーザ数, 平均回答数

Table 1 The start date, end date, the number of questions, the number of answers, the number of answerers and average answer number of answers on Oshiete! goo datasets and Yahoo! Chiebukuro datasets.

	開始日	終了日	質問数	回答数	ユーザ数	平均回答数
教えて!goo	2009/05/22	2009/05/31	24,272	53,354	24,122	2.198
Yahoo! 知恵袋	2005/10/27	2005/10/31	19,518	67,647	16,658	3.466

すね .

- 「Sound Master」というソフトを知っていますが, プロ仕様で初心者にはあまりオススメできません .
- 「MP3 free」というフリーソフトが便利ですよ . ぜひ使ってみてください . このソフトの「オートマキシマイズ」という機能を使えば音量調整できるはずですよ .

このように, 良質な回答は人手によりさまざまな情報源が自然言語の形で統合されたものであり, 効率の良い知識共有を可能にする . また, 同じ情報要求を持つ人が数多く存在するような質問であれば, それに対する回答は何度も再利用される .

2.2 データセット

本研究ではクローリングして得た教えて!goo のデータと, Yahoo! 知恵袋の 2 つの実ログデータを用いて実験を行う . データの詳細を表 1 に示す . ただし, Yahoo! 知恵袋データからは回答数 0 の質問は省かれている .

2.3 予備分析

ここで, Agichtein ら³⁾と同様に, いずれかの回答が良回答に選ばれているような場合を質問者の満足と仮定しよう . 図 2 は, 1 質問あたりの回答数と質問数の関係であり, 教えて!goo に対してはさらに 1 質問あたりの回答数と質問者が満足する確率との関係も示している (Yahoo! 知恵袋では, 質問者がベストアンサーを選択しない場合, 第三者による投票が行われベストアンサーが決まる仕組みになっており, すべての質問にベストアンサーが選ばれているため同じ枠組みで満足度を算出できなかった) . 教えて!goo, Yahoo! 知恵袋ともに 1 質問あたりの回答数の最頻値が 1 という結果になった (Yahoo! 知恵袋データからは回答数 0 の質問は省かれているので, 回答数の最頻値が 0 という可能性もある) . しかしながら, (a) 教えて!goo の図より明らかに, 回答数が少ないと質問者の満足度は下がる (χ^2 検定, $p < .001$) . したがって, 回答の量は質問者の満足のための必要条件であるといえる .

表 2 は, 質問数と回答数に対するユーザ数の分布である . 教えて!goo では 54.1% のユー

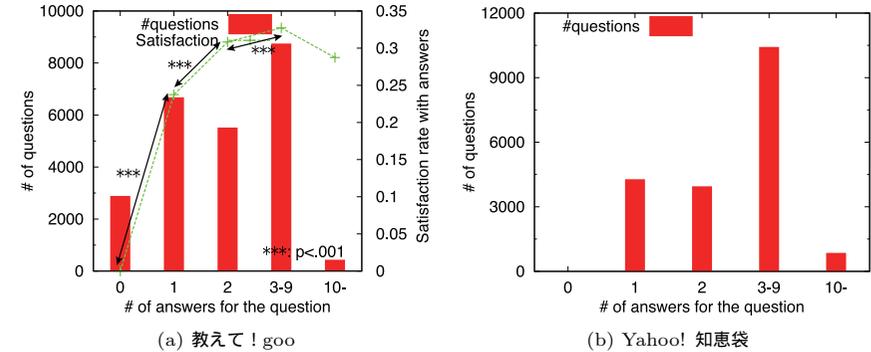


図 2 各質問に対する回答数と, 質問数の分布 . さらに (a) 教えて!goo では回答数と質問者が満足する確率との関係も示した

Fig. 2 The number of questions with varying number of answers a questions on both datasets and satisfaction rate with answers with varying number of answers a question on (a) Oshiete! goo datasets.

表 2 質問数・回答数の分布

Table 2 Question frequencies and answer frequencies of each user on datasets.

(a) 教えて!goo

質問数	回答数					計
	0	1	2	3-9	10-	
0	0	2,658	932	1,655	1,091	6,336
1	13,043	572	195	310	130	14,250
2	1,895	154	63	91	49	2,252
3-9	941	99	51	105	47	1,243
10-	26	4	2	4	5	41
計	15,905	3,487	1,243	2,165	1,322	24,122

(b) Yahoo! 知恵袋

質問数	回答数					計
	0	1	2	3-9	10-	
0	0	3,835	1,409	2,350	937	8,531
1	3,336	580	291	525	261	4,993
2	715	182	113	259	151	1,420
3-9	458	183	130	381	275	1,427
10-	35	20	12	89	131	287
計	4,544	4,800	1,955	3,604	1,755	16,658

が、Yahoo! 知恵袋では 20.0% のユーザが 1 度質問しただけであることが分かる。また、質問者と回答者の役割分担が顕著である。教えて!goo では質問も回答しているユーザはわずか 7.8% で、質問しかしていないユーザ、回答しかしていないユーザはそれぞれ 65.9%、26.3% も存在する。同様に、Yahoo! 知恵袋でも質問も回答もしているユーザは 21.5% のみで、質問しかしていないユーザ、回答しかしていないユーザがそれぞれ 27.3%、51.2% と多数を占める。

次に、現在の QA コミュニティのカテゴリ機能によって潜在的に回答の機会が損なわれていることを示す。図 3 はカテゴリごとの質問数と平均回答数であり、いくつかのカテゴリはラベル付けしてある。たとえば、教えて!goo では「恋愛相談」カテゴリは 1,132 件も質問が投稿されているのに対し、「画像処理」は 2 件しか質問が投稿されていない。このように、カテゴリごとの質問数は非常に不均衡である*1。カテゴリ内質問数の不均衡が、回答の機会の損失につながっていると我々は考える。すなわち、膨大な数の質問が投稿されているカテゴリではすべての質問を閲覧することすら困難であるため、回答の機会が失われている可能性が高い。逆に、質問数が少ないカテゴリでは新規に質問が投稿されることが少ないため、回答者はモチベーションが低下しそのカテゴリを利用しなくなる。

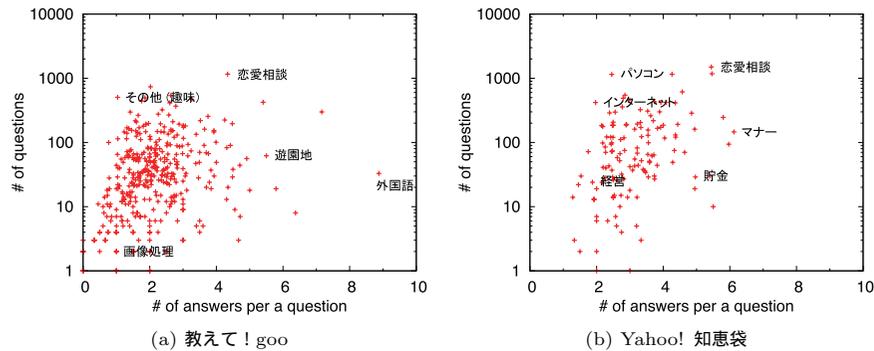


図 3 各カテゴリの質問数と平均回答数
Fig. 3 The number of questions and average number of answers per a question.

*1 西田ら¹⁷⁾ も同じ問題を指摘している。

3. アンケート調査

3.1 実施概要

我々は、QA コミュニティの利用状況に関して、goo リサーチ*2 を利用してアンケート調査を行った。まず、表 3 によく利用する QA コミュニティサイトの調査結果を示す（複数選択式）。教えて!goo と、Yahoo! 知恵袋の利用はともに 70% 以上であった。次に、表 4 に調査対象の QA コミュニティにおける質問数と回答数の分布を示す。表 2 記載の予備分

表 3 よく利用する QA コミュニティサイト
Table 3 QA community cite often used by respondents.

	ユーザ数	
(a) 教えて!goo	1,488	(72.2%)
(b) Yahoo! 知恵袋	1,666	(80.8%)
人力検索はてな	195	(9.5%)
OKWave	734	(35.6%)
計	2,061	(100.0%)

表 4 調査対象と質問数・回答数の分布
Table 4 How frequently each respondent posted questions and answers.

全体					
質問数	回答数				計
	0	1-4	5-10	11- 回	
0	216	418	88	104	826
1-4	523	0	0	0	523
5-10	71	77	143	93	384
11-	21	24	53	230	328
計	831	519	284	427	2,061

(a) 教えて!goo		(b) Yahoo! 知恵袋									
質問数	回答数										
	0	1-4	5-10	11- 回	計						
0	170	314	62	60	606	0	184	328	73	77	662
1-4	381	0	0	0	381	1-4	422	0	0	0	422
5-10	45	56	101	67	269	5-10	59	68	119	69	315
11-	17	18	37	160	232	11-	16	21	47	183	267
計	613	388	200	287	1,488	計	681	417	239	329	1,666

*2 <http://research.goo.ne.jp>

表 5 質問者の不満の要因

Table 5 Cause of questioners' dissatisfaction.

	全体 (1,132 名)	(a) 教えて!goo (810 名)	(b) Yahoo! 知恵袋 (921 名)
期待したとおりの回答ではなかったから	51.9%	53.8%	50.5%
ついた回答では満足しなかったから	49.6%	52.9%	50.4%
十分な数の回答が得られなかったから	26.3%	25.7%	27.6%
回答が遅かったから	10.8%	10.2%	10.9%
その他	5.1%	5.1%	5.0%

析時の質問数、回答数に比べて、比較的質問数と回答数の多いユーザが調査対象となっていることが分かる。また、教えて!goo と Yahoo! 知恵袋の利用者間で質問数と回答数の分布に違いはなかった (χ^2 検定, $p < .01$)。

3.2 質問者の満足度

まず、質問についての回答に対する満足度に関する問いを設けた。対象は QA コミュニティで 1 度でも質問したことのある 1,235 名とした。項目は、「毎回満足」、「ほぼ満足、たまに不満」、「不満なときもある」、「ほぼ不満、たまに不満」、「毎回不満」の 5 つとした。回答形式は単一選択式とした。本設問の回答から、QA コミュニティにおいて 1 度でも質問したことのある 1,235 人のユーザの中で、質問についての回答に「毎回満足」と答えたユーザはわずか 103 人と 8% 不足であった。逆に、90% 以上のユーザが「毎回不満」に不満な場合もあることが分かった。

さらに、質問についての回答に不満をいただく要因に関する問いを設けた。対象は、ついた回答に不満なこともあった質問者 1,132 名とした。回答形式は複数選択式とした。

結果を表 5 に示す。約 50% が「期待したとおりの回答ではなかったから」、「ついた回答では問題が解決しなかったから」と、ついた回答に関する質に不満をいただいていた。また、約 25% が「十分な数の回答が得られなかったから」と、ついた回答の量に関して不満をいただいていた。また、10% 程度ではあるが「回答が遅かったから」と、回答がつくまでにかかる時間の遅さを不満の理由にあげるユーザも存在した。

3.3 回答者が回答する動機

次に、QA コミュニティにおける回答者の、質問に回答する動機に関する問いを設けた。対象は、QA コミュニティで 1 度でも回答したことのある 1,230 名とした。回答形式は複数選択形式とした。

結果を表 6 に示す。80% を超えるユーザが「知識や経験に基づいて回答できるかどうか」

表 6 回答者が回答する動機

Table 6 What motivates people to answer questions.

	全体 (1,230 名)	(a) 教えて!goo (875 名)	(b) Yahoo! 知恵袋 (985 名)
知識や経験に基づいて回答できるかどうか	82.4%	84.6%	82.3%
質問の内容に自分も興味があるかどうか	40.4%	38.4%	41.9%
質問者が困っているかどうか	20.6%	21.5%	21.6%
自分しか回答できなさそうか	13.9%	15.0%	14.8%
その他	1.7%	1.6%	1.6%

表 7 回答する質問を選択する手段

Table 7 How answerers selected questions.

	全体 (1,230 名)	(a) 教えて!goo (875 名)	(b) Yahoo! 知恵袋 (985 名)
カテゴリ	51.5%	54.5%	50.8%
回答受付中の質問	44.6%	44.0%	45.5%
未回答の質問	29.4%	30.3%	30.8%
キーワード検索	15.9%	14.7%	18.1%
その他	3.2%	3.2%	2.9%

を選択し、50% 近くのユーザが「質問の内容に自分も興味があるかどうか」を選択した。このように、多くのユーザは自身の知識、興味に合った質問に回答していることが分かる。

教えて!goo と Yahoo! 知恵袋に関する結果を比較すると、教えて!goo の方が回答する質問を選ぶ基準として知識をあげているユーザが多い (χ^2 検定, $p < .01$)。一方、Yahoo! 知恵袋の方が回答する質問を選ぶ基準に興味をあげているユーザが多い (χ^2 検定, $p < .001$)。

3.4 回答者が質問を選択する手段

さらに、回答者が現在どのような基準で回答する質問を選択しているのかに関する問いを設けた。対象は上記設問と同じく 1 度でも回答したことのある 1,230 名とした。回答方式は複数選択式とした。

結果を表 7 に示す。約 50% のユーザが「カテゴリ」から選択すると答えた。特に教えて!goo 利用者のカテゴリ利用率は全体と比較して高い (χ^2 検定, $p < .001$)。

しかしながら、カテゴリによって回答する質問を選択するのは困難な場合が多いと我々は考える。というのは、互いに類似したカテゴリも数多く存在し、かつ特定のカテゴリに属する質問の数が膨大であるためである。したがって、回答者が質問を選択する手段として、カテゴリは不十分であると我々は結論付けた。

4. 質問推薦

4.1 要件定義

予備分析およびアンケート調査の結果から、質問者の満足のためには回答の質と量の両方の側面の改善が必要であることが分かった。本研究では、そのうち回答の量の改善を目的として、QA ユーザを回答する可能性の高い質問へナビゲートするための質問推薦を提案する。質問推薦のシステムは各ユーザに対してそのユーザに対する適合度順に並んだ n 件の質問を提示する。ただし、そのユーザがすでに回答した質問や、回答が締め切られた質問は除く。

有効な質問推薦は、以下に示す 3 つの要件を満たす必要がある。

- (1) 既存のカテゴリから選択する場合に比べてユーザに適した質問を提示しなければならない。3.4 節のアンケート調査の結果が示すとおり、50% 以上のユーザがカテゴリを用いて質問を選択しているものの、2.3 節での予備調査の結果のとおり既存のカテゴリには問題がある。
- (2) 回答したことのないユーザであっても推薦できることが望ましい。QA コミュニティの多くのユーザは回答したことがない。2.3 節での予備調査から質問はしたことがあるが回答はしたことがないユーザが多数存在することが分かる。
- (3) 未回答の質問であっても推薦できなくてはならない。QA コミュニティには毎日何千件もの新規の質問が投稿されるが、そのような新規の質問には回答がついていない。たとえば教えて!goo の場合、1 日に 2,000 件以上もの質問が投稿される。

これらの要件を満たす質問推薦を実現するにあたり、3.3 節の結果をふまえ、「ユーザは、自身の知識と興味に基づき質問に回答する」と仮説を立て、ユーザの回答する確率をモデル化する。

4.2 回答する確率のモデル化

まずは、表 8 に本稿での表記法について記す。ただし、テキストから単語の特徴量を取得するために、(1) MeCab^{*1} で語単位に分ち書きし、(2) 名詞以外をフィルタし、(3) 「こと」、「人」のように一般的な語をストップワードとしてフィルタし、(4) TF-IDF (IDF のドキュメント集合には、質問集合 Q を利用) を用いて各単語を重み付けした。

提案法では各質問とユーザの知識、興味との合致度をそれぞれ求め、それらをロジスティッ

表 8 表記法
Table 8 Notation.

記号	説明
Q	質問数
U	ユーザ数
W	語数
C	カテゴリ数
Q	質問集合, $Q = \{1, \dots, Q\}$
U	ユーザ集合, $U = \{1, \dots, U\}$
r_{uq}	ユーザ u が質問 q に回答したか 回答した場合 1, そうでない場合 0
a_q	質問 q の質問者, $a_q \in U$
c_q	質問 q のカテゴリ, $c_q \in \{1, \dots, C\}$
θ_{qw}	質問 q の語 w に対する特徴量
$\theta_q = \{\theta_{qw}\}_{w=1}^W$	質問 q の特徴ベクトル

ク回帰モデルにより統合する。ロジスティック回帰モデルを採用したのは、Jin ら⁸⁾ の実験により推薦における優位性が確認されており、高精度な質問推薦を実現することが可能である(要件 1) ことと、サポートベクタマシンと比較して現実的な計算コストで学習が可能であることの 2 点が理由である。ロジスティック回帰モデルを質問推薦に適用した場合、回答者 u が質問 q に回答する確率は以下のように表すことができる。

$$P(r_{uq} = 1; \lambda) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{f \in F} \lambda_f f(u, q) - \lambda_0)}, \quad (1)$$

ただし、 F はユーザの知識、興味との合致度の集合、 $\lambda = \{\lambda_0\} \cup \{\lambda_f\}_{f \in F}$ は重みを表す。まず、ユーザ知識との合致度の推定に、回答した質問(回答履歴)の内容に関する情報を用いたコンテンツフィルタリングを行う。コンテンツフィルタリングの有効性は、Mooney ら¹⁰⁾ により実験的に示されている。質問の内容情報としては、以下に示すように本文とカテゴリを用いる。

- (1) 回答履歴の本文を用いたコンテンツフィルタリング

回答した質問の本文の語の重みの総和から、ユーザの知識を以下のように推定する。

$$\phi_u = \sum_{q' \in \{q \in Q | r_{uq} = 1\}} \theta_{q'}. \quad (2)$$

このときユーザ知識と質問文の特徴ベクトルのコサイン類似度により、各質問がユーザの知識にどれほど合致しているかを算出する。

*1 <http://mecab.sourceforge.net>

$$f_{\text{TextA}}(u, q) = \cos(\phi_u, \theta_q) = \frac{\phi_u^T \theta_q}{\|\phi_u\| \|\theta_q\|}, \quad (3)$$

ただし、 v^T はベクトル v の転置、 $\|\cdot\|$ はユークリッドノルムをそれぞれ表す。本手法により、回答がついていない質問であっても推薦できる（要件 3）。

(2) 回答履歴のカテゴリを用いたコンテンツフィルタリング

ユーザの回答頻度の高いカテゴリに属する質問をユーザの知識に合致した質問と見なす。

$$f_{\text{CategoryA}}(u, q) = \frac{|\{q' \in Q | r_{uq'} = 1 \wedge c_{q'} = c_q\}|}{|\{q'' \in Q | c_{q''} = c_q\}|}. \quad (4)$$

本手法により、回答履歴の本文を用いたコンテンツフィルタリングとは異なる基準で回答がついていない質問であっても推薦できる（要件 3）。

次に、ユーザ興味の推定に、ユーザ自身の質問（質問履歴）の内容に関する情報を用いたコンテンツフィルタリングを行う。質問の内容情報としては、知識の推定と同様に本文とカテゴリを用いる。

(3) 質問履歴の本文を用いたコンテンツフィルタリング

ユーザ自身の質問の本文の語の重みの総和から、ユーザの興味が推定する。

$$\psi_u = \sum_{q' \in \{q \in Q | a_q = u\}} \theta_{q'}. \quad (5)$$

このとき特徴ベクトルのコサイン類似度により、各質問がユーザの興味にどれほど合致しているかを算出する。

$$f_{\text{TextQ}}(u, q) = \cos(\psi_u, \theta_q). \quad (6)$$

本手法により、回答したことの無いユーザであっても推薦でき（要件 2）、回答のついていない質問でも推薦できる（要件 3）。

(4) 質問履歴のカテゴリを用いたコンテンツフィルタリング

質問頻度の高いカテゴリに属する質問をユーザの興味が合致した質問と見なす。

$$f_{\text{CategoryQ}}(u, q) = \frac{|\{q' \in Q | a_{q'} = u \wedge c_{q'} = c_q\}|}{|\{q'' \in Q | c_{q''} = c_q\}|}. \quad (7)$$

本手法も質問履歴の本文を用いた手法と同様、要件 2 と要件 3 を満たす。

質問文の内容以外に関する情報からも、協調フィルタリングの手法を用いればユーザの知

識と興味が推定することが可能である。

(5) ユーザベースの協調フィルタリング

Resnick ら¹³⁾ によって提案された GroupLens というシステムに利用されている手法。似た回答履歴を持つユーザの知識と興味から、質問とユーザの知識と興味との合致度を以下のように推定する。

$$f_{\text{UserCF}}(u, q) = \frac{1}{|U_q|} \sum_{u' \in U_q} \frac{\sum_{q' \in Q \setminus q} r_{uq'} r_{u'q'}}{\sqrt{\sum_{q' \in Q \setminus q} r_{uq'}^2} \sqrt{\sum_{q' \in Q \setminus q} r_{u'q'}^2}}, \quad (8)$$

ただし $U_q = \{u \in U | r_{uq} = 1\}$, $Q \setminus q = \{q' \in Q | q' \neq q\}$ 。

ユーザベースの協調フィルタリングではユーザ間の類似度をピアソンの積率相関係数で定義することが多いが、本稿では計算コストを考慮してコサイン類似度を用いた。本素性はカテゴリやテキスト等の質問の内容情報は利用しないため、カテゴリとは異なる推薦結果を出力することが可能である（要件 1）。

(6) アイテムベースの協調フィルタリング

Sarwar ら¹⁴⁾ によって提案された推薦手法。一般にアイテム数の方がユーザ数よりも小であるため、ユーザベースのものに比べ計算コストが低い。そのため多くの商用の推薦エンジンで用いられている。本手法では以下のように質問とユーザの知識と興味との合致度を推定する。

$$f_{\text{ItemCF}}(u, q) = \frac{1}{|Q_u|} \sum_{q' \in Q_u} \frac{\sum_{u' \in U \setminus u} r_{u'q} r_{u'q'}}{\sqrt{\sum_{u' \in U \setminus u} r_{u'q}^2} \sqrt{\sum_{u' \in U \setminus u} r_{u'q'}^2}}, \quad (9)$$

ただし $Q_u = \{q \in Q | r_{uq} = 1\}$, $U \setminus u = \{u' \in U | u' \neq u\}$ 。

一般的にアイテム間の類似度は adjusted cosine similarity で与えられることが多いが、本稿では計算コストを考慮しコサイン類似度を用いた。

本手法を用いた理由は、ユーザベースの協調フィルタリングと同様で、カテゴリとは異なる推薦結果を出力することが可能である（要件 1）と考えたためである。

4.3 重みの推定

以下に示す回答履歴 $R = \{\{r_{uq}\}_{q=1}^Q\}_{u=1}^U$ が与えられたときの重み λ の事後確率を最大化することにより未知である重みの推定値 $\hat{\lambda}$ を得る。

$$\begin{aligned} \log P(\lambda | \mathbf{R}) &= \log(P(\lambda)P(\mathbf{R}|\lambda)) \\ &\propto -\eta \|\lambda\|^2 + \sum_{u=1}^U \sum_{q=1}^Q r_{uq} \log P(r_{uq} = 1; \lambda) \\ &\quad + \sum_{u=1}^U \sum_{q=1}^Q (1 - r_{uq}) \log(1 - P(r_{uq} = 1; \lambda)), \end{aligned} \quad (10)$$

ただし、未知パラメータの事前確率 $P(\lambda)$ はハイパーパラメータ η により決定される平均 0 の正規分布に従うものとしている。式 (10) の最大化には Liu ら⁹⁾ による準ニュートン法での最適化手法を用いる。

5. 実験

5.1 設定

表 1 に示したデータセット中で 2 回以上回答、もしくは 1 回以上質問かつ 1 回以上回答した 5,559 名の教えて!goo ユーザと、8,279 名の Yahoo! 知恵袋ユーザを対象として実験を行う。

各ユーザについて、実験データ中で回答した質問の中で最も新しいものをテストデータとし、それ以前の質問を訓練データとする。訓練データからユーザ u の回答した質問を省いたものと、テストデータとそれ以降の質問について、 $P(r_{uq} = 1)$ を算出し、その値が最も高い n 件を u への推薦リストとする。

5.2 評価尺度

各手法による回答する質問の予測精度として、トップ n 正答率を算出する。トップ n 正答率は、たとえば岩田ら¹⁶⁾ が用いている評価尺度であり、すべてのユーザを訓練データにおける回答数にかかわらず平等に評価することができる。

トップ n 正答率は、下式により算出する。

$$A = \frac{|\{u \in U | \bar{q}_u \in \hat{Q}_u\}|}{U}, \quad (11)$$

ここで \bar{q}_u はテストデータである質問、 \hat{Q}_u はユーザ u に推薦する質問集合、すなわち $P(r_{uq} = 1)$ が最も高い n 件の質問集合をそれぞれ表す。

5.3 比較手法

以下に比較手法を示す。

- **OurMethod** .

提案手法。推定された重み $\hat{\lambda}$ を用いてユーザが質問に回答する確率を算出する。

$$P(r_{uq} = 1) = P(r_{uq} = 1; \hat{\lambda}). \quad (12)$$

重み推定の際のハイパーパラメータ η は、 $\{10^{-5}, 10^{-4}, \dots, 10^4\}$ の 10 通りの候補の中から、各ユーザの回答した質問の中で最後から 2 番目の質問を正解とし、それよりも古い質問を訓練データとした際のトップ 3 正答率を最も高くなるものとした。

- **TextA** .

回答履歴の本文を用いたコンテンツフィルタリング。

$$P(r_{uq} = 1) \propto f_{\text{TextA}}(u, q). \quad (13)$$

- **CategoryA** .

最もよく回答しているカテゴリの質問を推薦。

$$P(r_{uq} = 1) \propto f_{\text{CategoryA}}(u, q). \quad (14)$$

この手法は既存のカテゴリによる質問選択と見なすことができるので、提案手法と本ベースラインの比較は重要である。

- **TextQ** .

質問履歴の本文を用いたコンテンツフィルタリング。

$$P(r_{uq} = 1) \propto f_{\text{TextQ}}(u, q). \quad (15)$$

- **CategoryQ** .

最もよく質問しているカテゴリの質問を推薦。

$$P(r_{uq} = 1) \propto f_{\text{CategoryQ}}(u, q). \quad (16)$$

- **UserCF** .

ユーザベースの協調フィルタリング。

$$P(r_{uq} = 1) \propto f_{\text{UserCF}}(u, q). \quad (17)$$

- **ItemCF** .

アイテムベースの協調フィルタリング。

$$P(r_{uq} = 1) \propto f_{\text{ItemCF}}(u, q). \quad (18)$$

- **Unigram** .

最も多くのユーザから回答されている質問を推薦する。

$$P(r_{uq} = 1) \propto |\{u' \in U | r_{u'q} = 1\}|. \quad (19)$$

42 QA コミュニティにおける複数情報源を用いた効果的な質問推薦

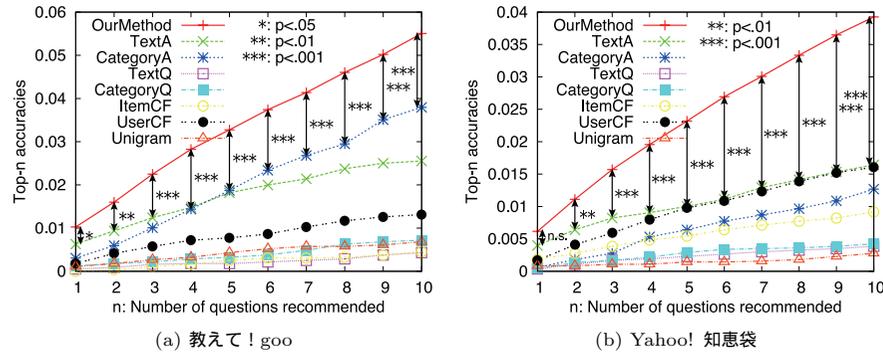


図 4 提案法, TextA, CategoryA, TextQ, CategoryQ, ItemCF, UserCF, Unigram のトップ n 正答率. ただし, 提案法の重みを推定するためのハイパーパラメータは教えて!goo で $\eta = 10^2$, Yahoo! 知恵袋で $\eta = 10^1$ とした

Fig. 4 Top- n accuracies of OurMethod, TextA, CategoryA, TextQ, CategoryQ, ItemCF and UserCF, where weights of OurMethod are estimated under $\eta = 10^2$ on Oshiete! goo datasets and $\eta = 10^1$ on Yahoo! chiebukuro ones, respectively.

5.4 結 果

提案手法が 3 つの要件, すなわち (1) (カテゴリよりも) 高精度に質問を推薦できること, (2) 回答したことのないユーザにも推薦できること, (3) 回答がついていない質問であっても推薦できることを満たすかどうか検証する.

図 4 に, 各手法のトップ n 正答率を示す. 教えて!goo, Yahoo! 知恵袋の両方で $n \geq 2$ について他の手法と比較して提案法の方が正答率が高いという結果になった (χ^2 検定, $p < .01$). このことは, 提案法が要件 1 を満たすことを示している.

比較手法間に着目すると, 教えて!goo では協調フィルタリング (ItemCF, UserCF) よりも回答履歴によるコンテンツフィルタリング (TextA, CategoryA) の方が精度が高かった (χ^2 検定, $p < .01$) が, Yahoo! 知恵袋では逆に協調フィルタリングの精度の方が高かった ($n \geq 3$, χ^2 検定, $p < .05$). 質問履歴によるコンテンツフィルタリングは, 両者とも精度が低かった. すなわち, 知識はテキストに現れやすく, 興味はテキストに現れにくいという結果になった. 協調フィルタリングでは興味は推定されていると考え, 3.3 節における表 6 の結果と一致する.

次に, 表 9 に, 提案法における重み入を示す. 結果, 教えて!goo, Yahoo! 知恵袋ともに, 回答履歴を用いたコンテンツフィルタリングと協調フィルタリングの重みが高く, 質問

表 9 提案法における重み入
Table 9 Weights in our method λ .

	(a) 教えて!goo	(b) Yahoo! 知恵袋
TextA	5.502	8.408
CategoryA	4.396	3.659
TextQ	0.058	1.312
CategoryQ	-0.431	0.333
ItemCF	0.937	-1.239
UserCF	4.089	13.367

表 10 ユーザの回答数とユーザ数
Table 10 User groups in terms of answer frequency.

	訓練データが x 個であるユーザ数					計
	0	1	2	3-9	10-	
教えて!goo	829	1,243	694	1,601	1,192	5,559
Yahoo! 知恵袋	965	1,955	1,178	2,604	1,577	8,279

履歴を用いたコンテンツフィルタリングの重みが低いという結果になった. これは, 重み学習の際の正例は回答数が多いユーザのものほど用いられるが, そのようなユーザに対してはつねに回答履歴は十分にあるが, 質問履歴は十分にあるとは限らないことが原因である. 特に質問履歴の重みがより低い教えて!goo に対しては, 推定された重みをそのまま使ってしまうと, 回答数 0 だが質問はしているユーザに正しく推薦ができないと考えられる. 教えて!goo では協調フィルタリングより回答履歴を用いたコンテンツフィルタリングの重みが高いという結果になったが, Yahoo! 知恵袋の方では逆の結果になった. これはさきほどの手法間のトップ n 正答率の比較との結果と一致する.

そこで, 提案法が回答したことのないユーザであっても推薦できるかどうか (要件 2) を検証する. 表 10 に, 回答数で回答者をグルーピングした際の, それぞれのグループの回答数と回答者数を示す. また, 図 5 に, それぞれのグループのトップ 5 正答率を示す. 実験結果より, 提案手法は他の手法と比べて回答数 1 以上 9 以下の回答者であれば高精度に質問を推薦できることが分かった (χ^2 検定, $p < .05$). 一方で, 推薦する際に回答履歴を使うことのできない回答数 0 のユーザについては Yahoo! 知恵袋では提案法も興味に基づく手法と同様十分高い精度で質問を推薦することができたが, 教えて!goo では重みをうまく学習できなかったために低い正答率となった. また, 教えて!goo において回答数 10 以上のユーザに関しては提案手法は比較手法と同程度の精度という結果になった.

43 QA コミュニティにおける複数情報源を用いた効果的な質問推薦

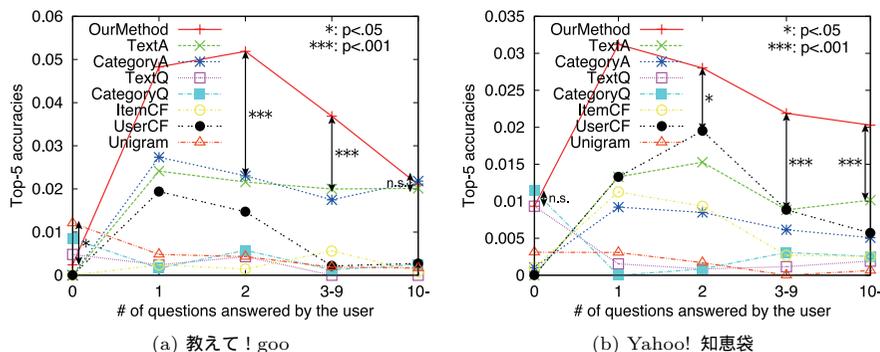


図 5 提案法, TextA, CategoryA, TextQ, CategoryQ, ItemCF, UserCF, Unigram の各回答数に対するトップ 5 正答率. ただし, 提案法の重みを推定するためのハイパーパラメータは教えて! goo で $\eta = 10^2$, Yahoo! 知恵袋で $\eta = 10^1$

Fig. 5 Top-5 accuracy with varying answer frequency of OurMethod, TextA, CategoryA, TextQ, CategoryQ, ItemCF and UserCF, where weights of OurMethod are estimated under $\eta = 10^2$ on Oshiete! goo datasets and $\eta = 10^1$ on Yahoo! chiebukuro ones, respectively.

データセット中には回答したことはないが質問はしたことがあるユーザについて, 教えて! goo では 829, Yahoo! 知恵袋では 965 と 10% 以上存在し無視できない. そこで, そのようなユーザに対する提案法の精度が特に低い教えて! goo にて, 質問履歴の本文を用いた興味推定, 質問履歴のカテゴリを用いた興味推定の 2 つのみを素性とし, 質問も回答もしているユーザを訓練データとして与えて学習することにより, 回答数 0 の質問者に質問を推薦する (OurMethod2 とする). このとき, 提案法とユーザの興味に基づく 2 つの推薦手法に対して, 回答数 0 の質問者を対象としたときのトップ n 正答率を図 6 に示す. 教えて! goo では CategoryQ が, Yahoo! 知恵袋では提案法が最も有効であることが分かる. すなわち, 回答したことのないユーザに質問を推薦するにはそのユーザの興味を用いなければならないことを示すことができた.

一方で, 教えて! goo では TextQ が特に有効でないという結果になったが, それは教えて! goo の質問のテキストの方がより知識に関連性が高いためであり, 質問者にとって詳しくない知識を利用して適切に質問を推薦できないことを表している.

次に, 提案手法が未回答の質問であっても推薦できるか検証する. 表 11 に, テストデータの回答数を示す. このとき, 図 7 はテストデータの回答数が x であるユーザに対するトップ 5 正答率である. 結果, テストデータの質問に対する回答数が 1 以上 9 以下では提案手法

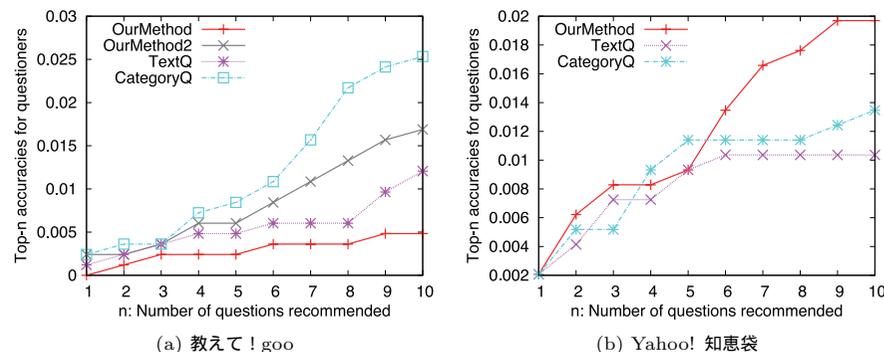


図 6 提案法, TextA, CategoryA の質問者に対するトップ n 正答率

Fig. 6 Top- n accuracy scores for users who have never answered of OurMethod, TextA and CategoryA.

表 11 テストデータの回答数

Table 11 Test data groups in terms of number of answers.

	テストデータの回答数					計
	0	1	2	3-9	10-	
教えて! goo	719	1,135	1,020	2,319	366	5,559
Yahoo! 知恵袋	567	1,077	1,286	4,639	710	8,279

が他の手法と比べて高精度であることが分かった (χ^2 検定, $p < .01$). また, テストデータの質問に対する回答数が 0 もしくは 10 以上のユーザに対してはサンプル数が少なかったため提案法と他の手法との間に精度で統計的に有意な差がないという結果になった. また他の手法に着目するとコンテンツフィルタリングはテストデータの回答数にかかわらず推薦可能であるが, 協調フィルタリングは回答がいない質問を推薦できないという結果になった.

5.5 議論

図 4 に示したとおり, すべての推薦手法のトップ 10 正答率が最大の提案法で教えて! goo で 0.05 強, Yahoo! 知恵袋で 0.04 弱と低い値になった. 要因としては以下のようなものが考えられる.

- 実験の信頼性を高めるために, 十分に大きなサイズのデータを利用したことが, 精度を低くする要因になっている. 教えて! goo, Yahoo! 知恵袋ともに質問数が約 20,000

44 QA コミュニティにおける複数情報源を用いた効果的な質問推薦

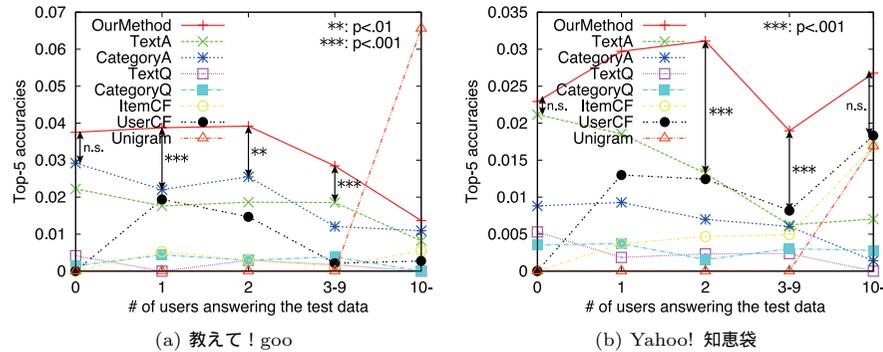


図 7 提案法, TextA, CategoryA, TextQ, CategoryQ, ItemCF, UserCF, Unigram のテストデータの回答数が x であるユーザに対するトップ 5 正答率. ただし, 提案法の重みを推定するためのハイパーパラメータは教えて! goo で $\eta = 10^2$, Yahoo! 知恵袋で $\eta = 10^1$

Fig. 7 Top-5 accuracy scores with varying number of answers for the test data of OurMethod, TextA, CategoryA, TextQ, CategoryQ, ItemCF and UserCF, where weights of OurMethod are estimated under $\eta = 10^2$ on Oshiete! goo datasets and $\eta = 10^1$ on Yahoo! chiebukuro ones, respectively.

と, 他の推薦問題と比べてアイテムの数が多い. さらに, 各ユーザはほとんどの質問に回答していない. そのため, すべてのユーザの訓練データ数が約 20,000 で, その中で正解はたったの 1 である. ランダムな推薦を行うと, そのトップ 1 正答率の期待値は 0.00005, トップ 10 正答率の期待値は 0.0005 ときわめて低いものになる.

- 正解は各ユーザが回答した最も新しい質問だが, 提案法をはじめとして各アルゴリズムの推薦ロジックに時間的な要素は考慮されていない. また, ユーザは新しい質問に回答する傾向がある. 図 8 は教えて! goo において質問が投稿されて x 日以上経ってから投稿された質問の割合を示す. このように, 8 割以上の回答は質問が投稿されてから 1 日以内のものである. したがって, 今回の実験でユーザが回答する確率が高いと判断されてもそれが古い質問であれば正しくない推薦となる場合が多い.
- 推薦対象の質問の期間 (教えて! goo であれば 10 日, Yahoo! 知恵袋であれば 5 日) 中に利用期間が終わっているユーザが存在する. そのようなユーザに対して利用期間を超えた新しい質問が推薦されることがあり, 精度を下げってしまう.

すなわち, 実験の設定として本来候補とすべきでない質問まで候補にして推薦を行っているため, 不当にトップ n 正答率が下がってしまっている. そのため, 実運用の際は, 推薦を

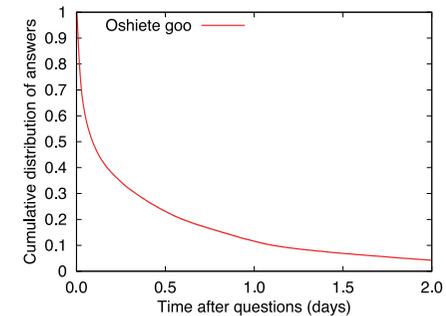


図 8 教えて! goo における, 質問が投稿されてから x 日以降に投稿された回答の割合
Fig. 8 Distribution of answers posted within x days after the question.

行う前に候補となる質問を日付で絞り込むと有効である. たとえば 24 時間以内に投稿された質問に限定して推薦すると, トップ n 正答率が教えて! goo で約 10 倍, Yahoo! 知恵袋で約 5 倍になる. このとき, たとえば $n = 3$ の場合の正答率は教えて! goo で 0.22, Yahoo! 知恵袋で 0.075 程度になる. 教えて! goo では 5 回に 1 度程度の正解なので, 実用的な数値といえる. 一方で, Yahoo! 知恵袋については, 14 回に 1 度程度の正解であり, 依然十分に高い精度であるとはいえない.

次に, 本実験より明らかになった教えて! goo, Yahoo! 知恵袋のメディアとしての特性について比較論じる. 3.3 節と本実験の結果から, 質問に回答する基準として回答者は教えて! goo では知識を, Yahoo! 知恵袋では興味を重要視している. これは, Adamic ら¹⁾ による QA コミュニティにおけるコミュニケーションの分類学を用いると, 相対的に教えて! goo は「知識共有」に, Yahoo! 知恵袋は「議論」「相談」に利用されていることが多いことを示している. このコミュニケーションの性質に応じて, 用いる素性を変えることで実用的な質問推薦が可能である. すなわち, 「知識共有」の場合においてはテキストは知識と関連性が高いため, 回答履歴の本文やカテゴリを用いたコンテンツフィルタリングの素性が有効で, 「議論」「相談」の場合にはテキストに現れにくいユーザの興味を推定するために協調フィルタリングや, あるいは回答履歴や質問履歴のカテゴリを用いてコンテンツフィルタリングの素性が特に有効である.

質問推薦により実際に回答数が増えるかどうかについては今後実証実験で検証する必要はあるが, 本実験により提案法が 4.1 節で示した 3 つの要件, 回答の量の改善に有効な質問推薦の必要条件を満たしていることを明らかにすることができた.

6. 関連研究

我々と同様の目的で, Qu ら¹²⁾, Hu ら⁷⁾ は QA コミュニティにおいて質問を推薦する手法を提案している. Qu ら¹²⁾ は我々の手法でいえば TextA, すなわち回答履歴の本文を用いたコンテンツフィルタリングの手法に関する研究で, 我々の用いたコサイン類似度よりも PLSA を用いた方が精度良く質問を推薦できることを示した. 今回我々は計算コストを考慮してコサイン類似度を用いたが, PLSA によりテキスト間の類似度を求め TextA の素性として用いることでさらに精度を向上させることができる可能性がある. また, Hu ら⁷⁾ は interest と authority という概念を導入し, 高精度な質問推薦を実現している. interest が我々の定義した興味に, authority が我々の定義した知識に対応する概念であり, それらを組み合わせるといって我々は Hu ら⁷⁾ と類似した手法をとっている. 大きな違いとしては, 知識と興味を組み合わせる際に, 我々はロジスティック回帰モデルという統計理論的に裏付けのある手法を採用しているという点である. 両者の手法の比較は, 今後の課題である.

本研究は数多い情報推薦に関する研究の 1 つと位置づけることができる. Adomavicius ら²⁾ のサーベイによれば, 推薦手法は推薦に用いる情報源という観点から大きく分けてコンテンツフィルタリングと, 協調フィルタリング, 両者のハイブリッド方式の 3 種類が存在し, 実現手法の観点からメモリベースのものと, モデルベースのもの 2 種類が存在しているとしている. この分類学では, 本研究の手法はハイブリッド方式でありかつモデルベースのものであると見なすことができる.

同時に, 本研究は近年さかんな QA コミュニティに関する研究である. QA コミュニティにおけるコミュニケーションに関する分析^{1),5)}, 回答者の知識に関する分析¹⁵⁾, 利用モチベーションに関する調査¹¹⁾, 質問者の回答への満足についてのモデル化³⁾ 等, さまざまな分析が行われている. それらの多くは単一の QA コミュニティに関するものが多く, 我々のように 2 つの QA コミュニティを比較論じたものは少ない. また QA コミュニティ上の応用として内容の重複する質問の投稿を防ぐための類似質問提示⁴⁾, 質問を整理するための階層的な自動タグ付け¹⁷⁾ が提案されている. このように, QA コミュニティのユーザビリティを向上させるための応用も重要視されてきている.

我々^{18),19)} はこれまで, QA コミュニティの質問者と回答者とのつながりをネットワークと見なし, その QA ネットワークの分析を行った. 実験を通して, QA ネットワーク分析結果がたとえば「知識交換」「議論」等のコミュニケーションの種類の観点から質問を分類したり, 本研究と同様回答者に対して質問を推薦したりするのに有効である可能性を示した.

7. おわりに

本研究では, 予備分析とアンケート調査を通じて, 質問推薦が満たすべき 3 つの要件 ((1) 既存のカテゴリよりも適切な質問を提示できること, (2) 回答したことの無いユーザにも質問を推薦できること, (3) 未回答の質問であっても推薦できること) を明らかにした. このような有効な質問推薦を実現するために, ユーザの知識と興味を, 回答履歴に基づくコンテンツフィルタリング, 質問履歴に基づくコンテンツフィルタリング, 協調フィルタリングを用いて推定し, それらをロジスティック回帰モデルで統合する手法を提案した. 本研究では, 教えて! goo と Yahoo! 知恵袋のスナップショットを用いた実験を通して提案手法が有効であることを示した. また, 教えて! goo では回答履歴に基づくコンテンツフィルタリングに関する素性が重要であったが, Yahoo! 知恵袋では協調フィルタリングの素性が重要という結果になった. また質問履歴に基づくコンテンツフィルタリングは精度は低かった. これらのことから, 知識はテキストに現れやすく, 興味はテキストに現れにくいということが分かった. 結論として, 「知識共有」の場では回答履歴に基づくコンテンツフィルタリングが, 「議論」「相談」の場では協調フィルタリングや質問履歴に基づくコンテンツフィルタリングが有効な素性であることが分かった.

本研究の目的は, 回答の量の向上であった. 一方で, 回答の質の向上も重要な課題である. したがって, 今後は回答の質を考慮し, 質問者が良回答をつける回答をできる回答者に, 質問を推薦する手法を考えてゆきたい. 現在, 教えて! goo でいえば良回答, Yahoo! 知恵袋でいえばベストアンサーに関する情報の利用を検討している. また, 本稿では回答したことのあるユーザとないユーザとで異なる推薦器で質問を推薦すべきであると結論づけたが, これらを統合的に推薦できるような推薦器を検討していきたい. 最後に, 質問者の満足度の向上に関しては評価できていないという課題が残っている. 特に Herlocker ら⁶⁾ は推薦の精度が利用者の満足度とは直結しないことがある点を指摘している. 質問推薦による回答の量の改善, 利用者の満足度向上の検証は机上実験では困難であるため, 実証実験を行いたい.

謝辞 本研究を実施するにあたり, ヤフー株式会社が国立情報学研究所で研究用に公開した Yahoo! 知恵袋のデータを利用させていただきました. ここで改めて感謝とお礼を申し上げます.

参 考 文 献

- 1) Adamic, L., Zhang, J., Bakshy, E. and Ackerman, M.: Knowledge sharing and yahoo answers: Everyone knows something, *Proc. 17th International Conference on World Wide Web*, ACM, pp.665–674 (2008).
- 2) Adomavicius, G. and Tuzhilin, A.: Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions, *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, Vol.17, No.6, pp.734–749 (2005).
- 3) Agichtein, E., Liu, Y. and Bian, J.: Modeling information-seeker satisfaction in community question answering, *ACM Trans. Knowledge Discovery from Data*, Vol.3, No.2, pp.1–27 (2009).
- 4) Cao, Y., Duan, H., Lin, C., Yu, Y. and Hon, H.: Recommending questions using the MDL-based tree cut model, *Proc. 17th International Conference on World Wide Web*, ACM, pp.81–90 (2008).
- 5) Harper, F., Moy, D. and Konstan, J.: Facts or friends?: Distinguishing informational and conversational questions in social Q&A sites, *Proc. 27th International Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, pp.759–768 (2009).
- 6) Herlocker, J., Konstan, J., Terveen, L. and Riedl, J.: Evaluating collaborative filtering recommender systems, *ACM Trans. Information Systems*, Vol.22, No.1, pp.5–53 (2004).
- 7) Hu, D., Gu, S., Wang, S., Wenyin, L. and Chen, E.: Question recommendation for user-interactive question answering systems, *Proc. 2nd International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, ACM, pp.39–44 (2008).
- 8) Jin, X., Mobasher, B. and Zhou, Y.: A web recommendation system based on maximum entropy, *Proc. IEEE International Conference on Information Technology Coding and Computing*, IEEE Computer Society, pp.213–218 (2005).
- 9) Liu, D. and Nocedal, J.: On the limited memory BFGS method for large scale optimization, *Mathematical Programming*, Vol.45, No.1, pp.503–528 (1989).
- 10) Mooney, R. and Roy, L.: Content-based book recommending using learning for text categorization, *Proc. 5th ACM Conference on Digital Libraries*, ACM, pp.195–204 (2000).
- 11) Nam, K., Ackerman, M. and Adamic, L.: Questions in, knowledge in?: A study of Naver’s question answering community, *Proc. 27th International Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, pp.779–788 (2009).
- 12) Qu, M., Qiu, G., He, X., Zhang, C., Wu, H., Bu, J. and Chen, C.: Probabilistic question recommendation for question answering communities, *Proc. 18th International Conference on World Wide Web*, ACM, pp.1229–1230 (2009).
- 13) Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. and Riedl, J.: GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews, *Proc. 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, ACM, pp.175–186 (1994).
- 14) Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Reidl, J.: Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, *Proc. 10th International Conference on World Wide Web*, ACM, pp.285–295 (2001).
- 15) Suryanto, M., Lim, E., Sun, A. and Chiang, R.: Quality-aware collaborative question answering: Methods and evaluation, *Proc. 2nd ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, ACM, pp.142–151 (2009).
- 16) 岩田具治, 山田武士, 上田修功: 購買順序を効率的に用いた協調フィルタリング, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.49, No.SIG 4 (TOM20), pp.125–133 (2008).
- 17) 西田京介, 藤村 考: 階層的オートタギングによる Q&A コミュニティの知識整理, 日本データベース学会論文誌, Vol.9, No.1, pp.47–52 (2010).
- 18) 甲谷 優, 川島晴美, 藤村 考: QA サイトにおける質問応答グラフの成長パターン分析, 日本データベース学会論文誌, Vol.7, No.3, pp.61–66 (2008).
- 19) 甲谷 優, 川島晴美, 藤村 考: QA コミュニティの成長パターンに基づく回答者への質問推薦, 日本データベース学会論文誌, Vol.8, No.1, pp.89–94 (2009).

(平成 22 年 6 月 18 日受付)

(平成 22 年 10 月 7 日採録)

(担当編集委員 相澤 彰子)



甲谷 優

2006 年京都大学工学部情報学科卒業。2008 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻修士課程修了。同年日本電信電話(株)入社。現在, NTT サイバーソリューション研究所所属。Web マイニングの研究開発に従事。人工知能学会, 日本データベース学会, 言語処理学会各会員。



岩田 具治 (正会員)

2001年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2003年東京大学大学院総合文化研究科広域科学専攻修士課程修了。同年日本電信電話(株)入社。2008年京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻博士課程修了。博士(情報学)。現在、NTTコミュニケーション科学基礎研究所所属。機械学習、データマイニング、情報可視化の研究に従事。船井ベストペーパー賞、FITヤングリサーチアワード賞、情報処理学会論文賞等受賞。電子情報通信学会会員。



塩原 寿子 (正会員)

1992年大阪大学大学院理学研究科物理学専攻博士前期課程修了。同年日本電信電話(株)入社。現在、NTTサイバーソリューション研究所主任研究員。データビジュアライゼーションの研究開発に従事。



藤村 考 (正会員)

1989年北海道大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了。同年日本電信電話(株)入社。博士(工学)。現在、NTTサイバーソリューション研究所主幹研究員。ソーシャルメディアからの知識抽出と可視化の研究開発に従事。電気通信大学大学院情報システム学研究科客員教授。電子情報通信学会、日本データベース学会各会員。