機械学習とユーザ知識を用いたイベント情報の構造化

Extraction of Structured Information by Machine Learning Using Community Information

森近 憲行
Noriyuki Morichika

東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo
tt106878@mail.ecc.u-tokyo.ac.jp

濱崎 雅弘
Masahiro Hamasaki

産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology
hamasaki@ni.aist.go.jp, <http://staff.aist.go.jp/masahiro.hamasaki/>

亀田 亮宙
Akihiro Kameda

東京大学大学院情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo
kameda@nii.ac.jp, <http://cyprus.ex.nii.ac.jp/~kameda/>

大向 一輝
Ikki Ohmukai

国立情報学研究所
National Institute of Informatics
i2k@nii.ac.jp, <http://www.research.nii.ac.jp/~i2k/>

武田 英明
Hideaki Takeda

(同 上)
takeda@nii.ac.jp, <http://www-kasm.nii.ac.jp/~takeda/>

keywords: information extraction, machine learning, collective intelligence

Summary

In this paper, we describe our approach for information extraction from documents, which is based on supervised machine learning and collective intelligence approach. This approach is aimed at redeeming each method, because each method has merits and demerits. It provides various ways for users to input data to improve information extraction. Users can add not only supervised data but also a rule to extract values for a set of attributes. Various ways to input data allows many users to add a lot of data for quality improvement and machine learning can reduce noise of data input by users. We implemented it in event-information extraction system, and the experimental result shows effectiveness in correctness and convenience.

1. はじめに

ウェブの普及に伴って、ウェブ上には膨大なドキュメントが蓄積されてきている。これらのドキュメントは HTML というマークアップ言語の文法に沿って記述されるが、HTML による記述は段落の構成やフォントの指定など、人間がその内容を理解しやすいようにするものが多い。このように、現在のウェブは人が読むことを中心に構成されていることから、プログラムなどでウェブ上のドキュメントを、記述されている内容を考慮して大量に処理することが難しいという問題がある。これらのドキュメントを機械可読なものとするためには、情報抽出を行って構造化されたドキュメントに変換する必要がある。

従来から研究がおこなわれている情報抽出の手法としては、人手で抽出規則を作成し抽出を行う方法や機械学習などの方法で抽出規則を自動作成し抽出を行う方法がある [Xin 08, 佐藤 95]。これらの方法にはそれぞれ高い抽出精度が実現可能、一度分類器を構築してしまえばそ

れ以降保守の必要性はあまりない、という利点がある。しかし一方で、前者には膨大な抽出規則を作成する必要がある、後者には良い精度で抽出を行うためには事前にたくさんの教師データを用意する必要がある、という欠点それぞれあった。

一方で、集合知を利用したアプローチも注目されている。集合知とは多様性、独立性、分散性、集約性のある多数の人々が参加することによって個々人の知識だけでは得られない正しい知識が得られるというものである [Surowiecki 05]。Web 2.0 とはこのような集合知を活用する新しい Web の利用形態であり、2000 年代中頃から注目されるようになった [O'REILLY 05]。典型的なサービスとしては多数の著者が参加して作られるオンライン百科事典である Wikipedia^{*1} や多数の人々がタグを共有するソーシャルタギングサービスである del.icio.us^{*2} がある。また、より実験的な試みとしてはソーシャルタギ

*1 <http://www.wikipedia.org/>

*2 <http://delicious.com/>

ングサービスにおけるタグ・ユーザ・URL の関係からオントロジーを構成するという研究 [Mika 05] や、音声認識の結果をユーザに開示することでユーザ認識誤りを訂正する協力をしてもらい、その訂正データを機械学習に用いることで音声認識性能を向上させる方法 [後藤 10] などがある。このように現在ではタグから文章、誤り訂正まで様々なレベルでのユーザの参画による Web 上の活動が行われている。

そこで我々は、機械学習による抽出とシステム利用者の集合知を組み合わせた情報抽出手法を提案する。我々の提案する情報抽出手法では、多様なユーザ入力、具体的には段階的な情報抽出と各段階でのユーザ入力を用意することで、より多くの知識を集めることができる。

本稿では、我々の提案手法を実装したイベント情報構造化システムを用いて、提案手法の評価について検討する。被験者実験では、用意したさまざまなユーザ参加の負荷の大きさを計測し、本提案手法の有効性を示す。

以下、2 章で情報抽出の先行研究について述べ、3 章で提案手法について、4 章でイベント情報を対象に実装したシステムについて説明し、5 章で被験者実験とその結果、考察について議論する。最後に、6 章で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関 連 研 究

テキストからの情報抽出に関する研究は、以前から多く行われている。関根らは情報抽出の代表的な要素技術として、パターンマッチングによる抽出や、固有表現抽出技術を挙げている [関根 99]。

本研究で対象とする、属性情報抽出でも多くの研究がなされている。属性情報抽出の方法として、人手で抽出規則を作成しそれをドキュメントに適用する方法と [佐藤 95, 三宅 02]、機械学習などの手法を用いて抽出規則を自動で生成し、それをドキュメントに適用する方法がある [Xin 08, 吉谷 04]。

佐藤らは、会議告知記事、論文募集記事が扱われるニュースグループの日本語記事、英語記事それぞれに対して、人手で作成した抽出規則を適用することで、ダイジェストを自動生成するシステムを構築した [佐藤 95]。佐藤らが作成した抽出規則は、

1. センタリング、箇条書きなどの表示のスタイル
2. 抽出する情報に特有な言語パターン

に基づいてダイジェストを作成するために記事からタイトル、開催期日、開催場所（論文募集記事ならば）論文募集締切期日を抽出するものであり、日本語記事の未知データで約 60 %、英語記事で約 50 % と高い抽出精度を実現している。このように、人手で抽出規則を作成する手法では、高い精度での情報抽出を実現できる。しかし、高い精度を実現するためには膨大な量の抽出規則を人手で作成しなければならないというデメリットもある。さらに、抽出規則を作成するのに用いられたスタイル情報

図1 情報抽出の流れ

や言語パターンというものは、時間が経過するにつれて変化、多様化する可能性もある。このように、人手で抽出規則を作成するという方法では、高い精度を実現できる一方で、そのためには延々と抽出規則を作成し続ける労力を、システムの管理者などが負わなければならない。

また、Xin らは、学会ホームページのオントロジーを作成し、機械学習を用いて情報を構造化するセマンティック・カンファレンス・カレンダーシステムを構築した [Xin 08]。機械学習による情報抽出であれば抽出規則は学習により得られるので、その作成にあまり大きな労力はかからない。しかし、人手によって作成された情報抽出規則による抽出よりも精度は下がってしまう傾向にある。Xin らはサポートベクトルマシン (SVM) や、条件付き確率場 (CRF) を改良した Hierarchical Conditional Random Fields (HCRF) など、複数の機械学習手法を用いて情報抽出の精度を考察しているが、その値は属性値によっては、最大値で約 20 % という低いものもある。さらに、よい学習器の構築のためには大きな学習用データセットを用意する必要があり、その作成の労力はやはり大きい。さらに、構造化したいデータのフォーマットは、同じデータでも記述される文脈、コミュニティ毎によって異なることがある。例えば、場所に関する情報の記述のされ方は、イベントの開催地を表わす場合と誰かの住所を表わす場合とで異なる可能性が高い。また、同一コミュニティ内でも、時間が経過するにつれて情報の記述のされ方のフォーマットが変化する可能性がある。これらのパターンやフォーマットの揺れの問題、時間変化の問題には、これらのアプローチでは対応できない。

3. 提 案 手 法

我々が提案する手法では、情報抽出を複数段階に分けて行い、情報抽出の各段階にユーザが投稿する情報や知識を反映させる。情報抽出の全体の流れを図 1 に示す。

情報抽出を複数段階に分ける手法は、これまでも行われてきているが（例えば渡部ら [渡部 09]）、本研究ではその各段階でユーザ入力を可能にする点が重要である。

情報抽出の各段階では必要とされる知識が異なるので、各段階でユーザ入力を可能とすることで、さまざまなユーザ参加方法を用意することが可能となる。多様なユーザ参加方法を用意することで、ユーザ参加に対するハードルを下げ、大多数のユーザから簡単に投稿できる知識を、

表1 ユーザ入力のタイプと投稿の例（属性タイプが日付のもの）

入力タイプ	投稿の例
選択: 教師データ	イベント:2010 年 3 月 17 日 13:00- 日時: 2010 年 3 月 1 日 (月)
自由記述: キーワード	開催日: に開催します。
自由記述: 抽出ルール	(\d{4})(年 ねん \\. ,)\s* ((0 1 2 3)?\d)(日 (に)ち) か)

そしてよりユーザ参加に積極的なユーザからはより複雑で有用な知識を得ることができる。このように、ユーザのモチベーションに合ったユーザ参加手法を用意しておくことで、ユーザの持つ知識を最大限活用することができるようになる。

機械学習の視点から本提案手法の利点は以下の通りである．まず，機械学習にユーザ知識を反映することでユーザ知識の信頼性を担保することができ，かつ再利用性を高めることができるので，効果的にユーザ知識をシステム全体の精度向上に貢献させることができる．機械学習を通じてユーザ知識をシステムに反映することで，間違ったユーザ知識やノイズデータを取り除くことができる．また，個々の問題に対するユーザ投稿を，分類器の構築に反映することで，全体の抽出精度の向上が期待できる．

以下図 1 で示している情報抽出の流れについて説明する．まず，情報抽出を対象とするドキュメントから抽出したい情報の候補（以下，属性値候補と呼ぶ）を抽出する．次に，得られた属性値候補をそれぞれ特徴ベクトルに変換する．そして，機械学習によって構築した分類器によって，これらの特徴ベクトルがそれぞれ属性値，すなわち抽出したい情報であるかどうかを分類する．最後に，分類器によって得られた分類結果に対して，ユーザからの投稿情報を反映して最終的な表示結果を判定する．

この情報抽出の各段階に対して、ユーザはユーザ参加を行うことができる。ユーザ参加の方法を大きく分けると、選択の問題と、自由記述の問題に分けることができるが、本研究ではそれぞれの問題を2つのレベルに分け、合計4つのレベルのユーザ参加手法を用意した。すなわち、候補からの正誤情報選択問題、全体からの正誤情報選択問題、キーワードの自由記述問題、正規表現などの抽出ルール自由記述問題である。これらのユーザ参加はそれぞれユーザに対する負荷や得られる情報の有用性にバリエーションがあると考えられ、このように4つのレベルのユーザ参加手法を用意することで、教師データ、キーワード、抽出ルールそれぞれについて、ユーザの自分のモチベーションに応じた入力が可能である。表1に、今回実装したシステムで投稿された日付情報の教師データ、キーワード、抽出ルールの例を示す。

図2 イベント詳細画面

図3 ユーザ投稿画面

図4 イベント情報の構造

4. システム詳細

本章では、提案手法を実装した「イベント情報構造化システム」について説明する。イベント情報構造化システムは人工知能学会のメーリングリスト*³で告知されるイベント情報を対象に、提案手法を実装した情報構造化システムである。抽出を行ったのはイベントのタイトル、開催地と開催日の情報である。図2にイベント詳細表示画面の例を、図3に開催日情報の修正情報投稿画面の例を示す。このシステムでは、イベントを開催日で検索したり、近日中に行われるイベント一覧を表示することができる。ユーザは、イベントを探す途中で抽出情報の間違いに気づいた場合にはユーザ参加フォームから修正情報や抽出ルールを投稿したりすることができる。タイトル情報については、扱ったドキュメントの特性よりメールのタイトルをイベントのタイトルとした。以下、提案手法をどのように実装したかについて説明する。

4.1 対象問題

本稿では、メール文書からのイベント情報抽出という問題を扱った。対象としたメール文書は人工知能学会のメーリングリストであり、このメーリングリストで告知される学会やシンポジウムの情報の構造化を行った。このメーリングリストを対象とした理由は、メーリングリストの管理者によってメールの内容が原稿募集なのかイベントの参加募集なのか、イベント開催日はいつなのか、といったタグが事前に付与されており、情報抽出システムによる情報抽出の精度計算を容易に行えることが挙げられる。問題設定は、メール文書のうち原稿募集およびイベントの参加募集のものを対象に、テキストを改行文字列で分割し、各行が抽出したいイベントに関する情報を含んでいるか否かを判定する問題とした。

*3 <http://www.ai-gakkai.or.jp/jsai/ml/>

4.2 属性値候補の抽出

図 4 に、抽出を行いたいイベント情報の構造の例を示す．例えばイベント情報には場所情報や日時情報、人物情報などが属性値のタイプとしてあり、それぞれの下位情報としてより具体的な、最終的に抽出を行いたい情報が属性値として考えられる．例えば日時に関する情報として開催日情報などがあり、人物に関する情報としては委員情報や講演者情報などの複数の属性項目がある場合もある．この段階では、日付情報などイベント情報の属性値のタイプに当たる情報を属性値候補として抽出する．抽出ルールは正規表現にマッチするか否か、特定の単語を含むか否かなど、それぞれ抽出を行いたい属性値候補に合った方法をとる．今回の実装では、日付情報の抽出には、事前に用意した（50 件）もしくは投稿された正規表現を各行に適用し、正規表現がマッチした行を属性値候補とした．地名情報の抽出はすべての行を属性値候補とした．ユーザが投稿した抽出ルールも属性値候補の抽出に利用する．

4.3 特徴ベクトルの作成

ドキュメントから抽出されたそれぞれの属性値候補を特徴ベクトルに変換する．その変換ルールは以下の通りである．なお、形態素解析にはフリーの形態素解析エンジン「MeCab」^{*4}を用いた．特徴ベクトル次元の作成は、山田らの手法を参考にしている [山田 02]．

1. 属性値候補の行と、本来のドキュメント中においてその前にある行の末尾 3 文字とその後にある行の先頭 3 文字を結合し、文字列 A を得る． A をもとに、特徴ベクトル a を作成する．

2. A から得られる特徴ベクトル a は、3 種類の特徴ベクトル w, k, r から成り、 $a = \{w, k, r\}$ であらわされる． $w = (w_1, w_2, \dots, w_l)$ は単語ベクトルで、 A が単語 W_i を文字列内に含めば $w_i = 1$ 、含まなければ $w_i = 0$ となる次元を持つベクトルである．単語 W_i はドキュメント集合全体において 2 回以上出現する名詞のみに限定した． $k = (k_1, k_2, \dots, k_m)$ はキーワードベクトルで、 A が単語 K_i を文字列内に含めば $k_i = 1$ 、含まなければ $k_i = 0$ となる次元を持つベクトルである．単語 K_i は事前に用意したもの（開催日 24 件、開催地 0 件）およびユーザが投稿したものをを用いた． $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ は抽出ルールベクトルで、 A に抽出ルール R_i を適用し、マッチするもしくは真の値を返すならば $r_i = 1$ 、マッチしないもしくは偽の値を返すならば $r_i = 0$ となる次元を持つベクトルである．抽出ルール R_i は開催日であれば事前に用意した正規表現 50 件とユーザが投稿した正規表現、開催地であれば事前に用意した抽出ルール 0 件とユーザが投稿した抽出ルールを用いた．

表 2 実験 1, 2, 3 にて投稿されたユーザ情報の数

	実験 1	実験 2	実験 3
開催地の教師データ	75	13	4
開催地の抽出ルール	0	0	0
開催日の教師データ	74	12	14
開催日の抽出ルール	3	0	0

4.4 分類器による判別と表示判定

属性値候補から得られた特徴ベクトルを、機械学習で作成した分類器によってそれぞれ属性値であるか否か分類する．機械学習はサポートベクトルマシンを用いた．分類器の作成には、事前に用意した教師データ（開催日 150 件、開催地 40 件）の他に、ユーザが投稿した正誤情報も教師データとして利用する．分類器によって得られた判別結果とユーザからの投稿情報を用いて、さらに最終的な表示判定を行う．ユーザからの投稿情報が一定数以上ある場合には、分類器から得た判別結果によらずユーザからの投稿情報による多数決で表示判定を行い、一定数に達しない場合は分類器から得た判別結果を最終表示に用いる．

5. 被験者実験

5.1 実験の概要

本実験の目的は、ユーザから得た情報を機械学習を通してシステムに反映することで情報抽出の精度がどのように変化するのか、さまざまなユーザ参加を用意することでユーザはどのようなふるまいをし、ユーザへの負荷はどのようになっているのか、を検証することである．今回は、負荷や精度への影響において最も顕著な差が表れると思われる、教師データと抽出ルールの投稿において被験者実験を行った．

実験は、3 種類の実験とアンケートを 8 名の被験者に遠隔でウェブブラウザ上で行ってもらった．8 名の被験者のうち、7 名は情報工学系の研究に従事しており、正規表現やプログラミングの知識がある．8 名の内訳は学部 4 年生 3 名、大学院生 2 名、研究者 3 名である．

実験 1 ではキーワード投稿を除く 6 種類のユーザ参加についてそれぞれウェブブラウザ上で説明し、修正および投稿を行う問題を 5 題解いてもらった．実験 2 では自由にシステムを操作してもらい、5 つのデータに対して 6 種類のユーザ参加手法から自由に選んで投稿を行ってもらった．実験 3 ではイベント検索のタスクを与え、タスクをこなす途中で間違いを発見した場合に 6 つのユーザ参加手法から自由に選んで投稿を行ってもらった．実験 1, 2, 3 それぞれにおいて、6 種類のユーザ参加手法から得られたデータの数を表 2 に示す．後の 5.3 節でも議論するが、実験 1, 2, 3 を通して得られた開催地、開催日の抽出ルールのユーザ投稿件数は 0 件および 3 件と、開催地、開催日の教師データのユーザ投稿件数と比較して少ない．

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

表 3 開催地情報抽出の実験前後での抽出精度

	実験前	実験後
問題数 (個)	181	181
提示数 (個)	152	145
正解数 (個)	110	116
再現率 (%)	60.77	64.09
適合率 (%)	72.37	80.00
F 値	66.07	71.17

表 4 開催日情報抽出の実験前後での抽出精度

	実験前	実験後
問題数 (個)	574	574
提示数 (個)	583	586
正解数 (個)	103	117
再現率 (%)	17.94	20.38
適合率 (%)	17.67	19.97
F 値	17.80	20.17

5.2 ユーザ参加の効果

ユーザ知識による精度の向上について、実験で得られたデータを教師データ、特徴ベクトル作成ルールとして追加して学習器を再構築し、追加の前後で情報抽出の精度を計算したものを表 3、表 4 に示す。追加したデータは、実験で得られたデータから同じ問題に対する投稿の重複分を除いた、開催地情報の教師データ 31 件、開催日情報の教師データ 31 件、開催地情報の特徴ベクトル作成ルール 0 件、開催日情報の特徴ベクトル作成ルール 3 件である。評価には、再現率、適合率および F 値を用いた。表 3、表 4 より、開催地、開催日どちらの抽出においても、再現率、適合率、F 値全ての値がデータ追加前よりもデータ追加後において高いことが分かる。このことより、開催地、開催日いずれも、ユーザ知識を追加することで情報抽出精度は向上したといえる。開催日の抽出精度が開催地の抽出精度に比べて低いことについて、日付情報には開催日以外にも参加申込締切日や投稿締切日などの情報も存在することが影響していると考えられる。

次に、開催日情報の抽出において教師データ、特徴ベクトル作成ルールをそれぞれ別々に追加した場合の情報抽出精度の結果を表 5 に示す。この表より、教師データのみを追加した場合、特徴ベクトル作成ルールのみを追加した場合でも、追加しなかった場合に比べて情報抽出精度は上がっていることが分かる。しかし、両方追加した場合の抽出精度が最も高くなっていることから、教師データの投稿、特徴ベクトル作成ルールの投稿どちらも抽出精度の向上に貢献するが、両方追加した場合が最も抽出精度の向上が大きく、どちらのデータもユーザから収集する必要性が示されたといえる。また、表 5 より追加データの F 値の平均上昇量を計算すると、教師データについては $(18.96-17.80)/31=0.04$ 、特徴ベクトル作成ルールについては $(18.32-17.80)/3=0.17$ となる。データ 1 件

当たりの情報抽出精度への貢献は教師データよりも特徴ベクトル作成ルールのほうが大きいと考えられる。

5.3 ユーザ参加の負荷

次に、ユーザへの負荷とユーザ参加の動機について、アンケートの結果を用いて考察する。開催日のキーワード投稿を除く 6 種類のユーザ参加手法について、問題画面を示してからユーザが投稿情報を選択して投稿を行うまでの平均所要時間、ユーザ参加の負担について「大きな負担だった」「やや大きな負担だった」「どちらとも言えない」「あまり大きな負担ではなかった」「大きな負担ではなかった」の 5 段階評価で質問したうち、負荷が大きいという「大きな負担だった」「やや大きな負担だった」の 2 つの回答の合計割合を表 6 に示す。

表 6 より、開催地、開催日どちらにおいても、投稿までの平均所要時間、負荷が大きいという回答の割合それぞれの値について、小さいものから、候補からの選択、メール全体からの選択、プログラムコードや正規表現などの抽出ルールの投稿、となっている。これより開催日情報、開催地情報それぞれについて、ユーザ参加の負荷の大きさは、小さい順から候補からの選択、メール全体からの選択、プログラムコードや正規表現などの抽出ルールの投稿、となっていると考えられる。また、表 6 より抽出ルールの投稿の負荷は他のユーザ参加に比べて極めて大きく、このことがユーザ参加の件数が少ない原因となっていると考えられる。しかし、5.2 節で示したように、抽出ルールの方が教師データよりもデータ 1 件当たりの抽出精度への貢献は大きい。システムの寄与に関する適切なフィードバックがユーザに与えられれば、ユーザは負担感と貢献度のトレードオフで自分にとって適切な参加方式を選んで参加することができるといえる。

6. おわりに

本稿では、機械学習と集合知を組み合わせることで多様なユーザ参加手法を実現する情報抽出手法を提案し、学会イベント情報を対象に教師データ、キーワード、抽出ルールを投稿できるイベント情報の構造化システムを実装した。教師データ、抽出ルールについて被験者実験を行い、複数のユーザ参加方法を用意することの有効性と、異なる知識レベルのユーザ知識を反映することで、その異なるレベルのユーザ知識それぞれにより抽出精度が向上することを確認した。

今後の課題としては、開催日情報や開催地情報以外の抽出、人工知能学会のメーリングリスト以外のドキュメントへのシステムの適用、教師データ、抽出ルールなどのユーザ参加方法の一層の多様化、精度向上に寄与の大きいユーザ知識を、低い負荷で投稿できる方法の実現などがある。

今回試みた機械学習とユーザ参加の組み合わせによるシステム構築というアプローチには様々な可能性がある

表 5 開催日情報抽出における, 追加データの種類の精度向上

	追加 し(実 験前)	教師デー タのみ追 加(31 件)	ルール のみ追 加(3 件)	両方追 加(31 +3 件)
問題数(個)	574	574	574	574
提示数(個)	583	586	583	586
正解数(個)	103	110	106	117
再現率(%)	17.94	19.16	18.46	20.38
適合率(%)	17.67	18.77	18.18	19.97
F 値	17.80	18.96	18.32	20.17

と考えている。例えばタグや文章より細かいシステムレベルの知識の集約といった状況や特定の知識をもったユーザの集合知といった状況では, これまでにない効果が期待できると思われる。

謝 辞

本研究で用いたメールアドレスは, 「人工知能学会からのお知らせメーリングリスト」を管理・運営されている神鷹敏弘氏からお借りしました。ご協力に感謝致します。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Mika 05] Mika, P.: Ontologies Are Us: A Unified Model of Social Networks and Semantics, *ISWC 2005* (2005)
- [O'REILLY 05] O'REILLY, T.: What Is Web 2.0-Design Patterns and Business Models for the Next Generation of Software, <http://www.oreillynet.com/pub/a/oreilly/tim/news/2005/09/30/what-is-web-20.html> (2005)
- [Surowiecki 05] Surowiecki, J.: *The Wisdom of Crowds*, Anchor (2005), (邦訳: ジェームズ・スロウィツキー, 小高 尚子 (訳), 「みんなの意見」は案外正しい, 角川書店)
- [Xin 08] Xin, X., Juanzi, L., Jie, T., and Qiong, L.: Academic conference homepage understanding using constrained hierarchical conditional random fields, in *CIKM '08*, pp. 1301-1310 (2008)
- [関根 99] 関根 聡: テキストからの情報抽出: 文書から特定の情報を抜き出す, *情報処理*, Vol. 40, pp. 370-373 (1999)
- [吉谷 04] 吉谷 仁志, 黄瀬 浩一, 松本 啓之亮: サポートベクトルマシンを用いたプロフィール情報の抽出, *情報処理学会研究報告, 自然言語処理研究会報告*, Vol. 2004, pp. 7-12 (2004)
- [後藤 10] 後藤 真孝, 緒方 淳, 江渡 浩一郎: PodCastle: ユーザ貢献により性能が向上する音声情報検索システム, *人工知能学会論文誌*, Vol. 25, pp. 104-113 (2010)
- [佐藤 95] 佐藤 円, 佐藤 理史, 篠田 陽一: 電子ニュースのダイジェスト自動生成, *情報処理学会論文誌*, Vol. 36, pp. 2371-2379 (1995)
- [三宅 02] 三宅 新二, 岡部 一光, 鳥越 秀知, 横田 一正: HTML 文書からのイベント情報抽出, *情報処理学会研究報告, データベース・システム研究会報告*, Vol. 2002, pp. 31-38 (2002)
- [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, pp. 44-53 (2002)
- [渡部 09] 渡部 啓吾, Bollegala, D., 松尾 豊, 石塚 満: Web から的人物の属性情報抽出, 第 23 回人工知能学会全国大会 (JSAI2009) 論文集 (2009)

[担当委員: 古川 忠延]

2010 年 7 月 20 日 受理

表 6 回答平均所要時間, 負荷の大きさに関するアンケート結果

ユーザ参加の種類	回答平均所要時間(秒)	負担が大きい、やや大きい回答の割合(%)
開催地:		
候補の中からの選択	11.3	28.6
文書全体からの選択	14.3	42.8
プログラムコードの投稿	189.8	85.7
開催日:		
候補の中からの選択	24.9	28.6
文書全体からの選択	31.5	42.8
正規表現の投稿	132	85.7

——— 著 者 紹 介 ———

森近 憲行

1988 年山口県生まれ。2010 年東京大学工学部卒業。現在, 同大学院工学系研究科修士課程に在籍。情報抽出などの Web マイニング, およびそれを利用した推薦システムに興味がある。

濱崎 雅弘 (正会員)

2000 年同志社大学工学部知識工学科卒業。2002 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。2005 年総合研究大学院大学複合科学研究科博士後期課程修了。博士(情報学)。同年より, 産業技術総合研究所情報技術研究部門勤務。情報推薦やオンラインコミュニティの研究に従事。人のネットワークを活用した情報システムに興味がある。電子情報通信学会, 日本知能情報ファジィ学会, ACM, 各会員。

亀田 堯由 (正会員)

1984 年京都生まれ。2007 年東京大学工学部卒業。2009 年東京大学大学院新領域創成科学研究科修士課程修了。修士(環境学)。現在, 同大学院情報理工学系研究科博士課程在籍。人と情報のインタラクションで築かれる信頼, それに基づく情報推薦に興味がある。

大向 一輝 (正会員)

1977 年京都生まれ。2000 年同志社大学工学部卒業。2005 年総合研究大学院大学複合科学研究科博士課程修了。博士(情報学)。同年国立情報学研究所助手, 2007 年同助教, 2009 年同准教授。2010 年総合研究大学院大学准教授(併任)。セマンティックウェブやソーシャルウェブに関する研究開発に従事。情報処理学会会員。

武田 英明 (正会員)

1986 年 3 月東京大学工学部卒業。1988 年 3 月同大学院工学系研究科修士課程修了。1991 年 3 月同博士課程修了。工学博士。ノルウェー工科大学, 奈良先端科学技術大学院大学を経て, 2000 年 4 月から国立情報学研究所助教授, 2003 年 5 月同教授。2006 年 4 月同学術コンテンツサービス研究開発センター長(併任)。2005 年 12 月~2010 年 3 月東京大学人工物工学研究センター客員教授。特任教授。知識共有, Web 情報学, 設計学等の研究に従事。情報処理学会, 電子情報通信学会, 精密工学会, AAAI 各会員。