検索エンジンを用いた関係の重みづけ

Weighting Relations Using Web Search Engine

岡 瑞起
Mizuki Oka

東京大学 知の構造化センター
Center for Knowledge Structuring, The University of Tokyo
mizuki@cks.u-tokyo.ac.jp, <http://web.mac.com/mizuki.oka/>

松尾 豊
Yutaka Matsuo

東京大学大学院 工学系研究科
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo
matsuo@biz-model.t.u-tokyo.ac.jp, <http://ymatsuo.com/>

keywords: Web mining, Relation extraction, Relation weighting, Search engine

Summary

Measuring the weight of the relation between a pair of entities is necessary to use social networks for various purposes. Intuitively, a pair of entities has a stronger relation than another. It should therefore be weighted higher. We propose a method, using a Web search engine, to compute the weight of the relation existing between a pair of entities. Our method receives a pair of entities and various relations that exist between entities as input. It then outputs the weighted value for the pair of entities. The method explores how search engine results can be used as evidence for how strongly the two entities pertain to the relation.

1. は じ め に

インターネットの発展や、様々なツールの普及により、誰でも簡単に Web コンテンツを作成することが可能となっている近年、日々大量の情報が生産、蓄積されている。検索エンジンは、キーワードベースで、このような大量の情報に簡単にアクセスすることを可能としており、もはや日常生活にはなくてはならないツールとなっている。同時に、「検索エンジンの上位に表示されなければ、あなたのホームページは存在しないも同じ」^{*1}という表現が話題となったりしている。実際、膨大な数の Web ページが存在し、増加し続けている状況の中、検索エンジンの上位に表示されないページにアクセスすることは難しい。このような状況は、特に、企業にとっては、検索エンジンの検索結果の上位に表示されるかどうかは、極めて重要な問題であり、検索エンジン最適化に様々な手法を利用して対策を講じている [Jones 08]。

一方、Web からのさらなる知識獲得のために、大量の情報から、固有表現抽出 [Sekine 07]、属性抽出や関係抽出を行う研究が盛んに行われている [Kudoh 05, Matsuo 07, Banko 08]。さらに、Web から抽出された関係が総体として織り成すネットワーク構造を分析し、関係構造の中に隠された知見を読み解く社会ネットワーク分析と呼ばれる研究が注目を集めている。ソーシャルネットワークサービス分析 [松尾 07]、企業間ネットワーク

の抽出や分析 [金 05]、研究者ネットワークの抽出や分析 [Matsuo 06] など、Web から抽出される多様なデータに対して、社会ネットワーク分析の手法が適用可能であることが示されている。

Web から抽出される関係が構成するネットワーク構造を分析することで、Web のリンク関係から重要なページを発見したり [Brin 98]、特定の 2 人の人間をつなぐ知り合い関係のパスを抽出したり [Kautz 97]、あるトピックに関する Web 上のコミュニティ [Kumar 99] を発見したりすることができる。関係の間の強さを知ることは、抽出された関係を用いて、ネットワークを構築したり、分析したりする際に、必要不可欠である。例えば、特定の人間をつなぐ関係パスを探索する際に、より強い関係を持つ人物を通すパスを提示することにより、より確実に目的の人物にたどり着ける可能性が高くなる。

本論文では、検索エンジンを用いて、2 つの語の間の関係の重みづけを行う手法を提案する。関係の重みづけの対象となる人や、会社名といった語を、本論文では、エンティティ、そして関係の重みづけの対象となる 2 つのエンティティの対をエンティティペアと呼ぶ。関係の重みづけにあたって、エンティティペアの 1 つのエンティティと、キーワードをクエリとして与えたときに、もう片方のエンティティが検索結果の上位に現れるかという点に着目する。検索エンジンの結果とキーワードの一般性を統計的に処理することでエンティティペアの重みづけを行う。

本論文の構成は以下である。2 章ではエンティティペ

^{*1} 2007 年の NHK 特集 (<http://www.nhk.or.jp/special/onair/070121.html>) で Google が取り上げられ、番組の中で使われた。

図1 連想語によって引き出されるエンティティ間の関係

図2 重みづけの流れ.

アの重みづけの手法を述べる．3章では評価を行う．4章では考察と議論を行う．5章で関連研究を述べ、最後に6章においてまとめを行う．

2. 検索エンジンを用いた関係の重みづけ手法

2.1 重みづけの従来手法

エンティティペアの重みづけは、多くのエンティティペアから、選択的に重要なペアを用いて社会ネットワークの構築や分析で用いられる大切な技術である．現在、Webからの多くの社会ネットワークの抽出において用いられている方法は、Web文章におけるエンティティペアの共起の強さによって、関係の強さを推測する方法である [Kautz 97, Mika 05, Matsuo 06]．共起の強さを測るために、エンティティ X とエンティティ Y の AND をとりヒット件数（共起頻度）を得る、というのが最も単純な方法であり、次の式で与えられる．

$$F(X, Y) = |X \cap Y|.$$

ここで、 $|X \cap Y|$ は、エンティティ X とエンティティ Y の AND をとったときのヒット件数を示している．共起頻度の他にも、Jaccard 係数 $|X \cap Y| / |X \cup Y|$ 、Simpson 係

数 $|X \cap Y| / \min(|X|, |Y|)$ 、ダイス係数 $2|X \cap Y| / (|X| + |Y|)$ 、コサイン $|X \cap Y| / \sqrt{|X||Y|}$ などさまざまな指標が存在する *2．

検索エンジンのヒット件数を用いたこれらの指標をエンティティペアの重みづけに用いることは有用である．しかし、このような指標を単純に関係の強さの推測値とする限界もある．例えば、共起頻度は、単独でのヒット件数が多いエンティティほど有利になる．その反対に、Jaccard 係数は単独でのヒット件数が多いエンティティであるほど、どの人との関係の重みが小さくなる傾向になる．Simpson 係数は、エンティティのヒット数の最小値を取っているため、これらの問題はないが、単独でのヒット数が、1 というような極端に少ないエンティティには特に高い値が出やすい、という欠点がある．これらの問題に対処するため松尾らは、次の式で与えられる閾値つき Simpson 係数を提案している [Matsuo 06]．

$$F(X, Y) = \begin{cases} \frac{|X \cap Y|}{\min(|X|, |Y|)} & \text{if } |X| > k \text{ and } |Y| > k, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

しかし、これらのエンティティペアの共起に基づく重みの値を、エンティティペア間の重みの比較に用いた場合、必ずしも上手くいくとは限らない．例えば、「Google」と「Eric Schmidt」という COMPANY-CEO の関係の Simpson 係数による重みと「Adobe Systems」と「Bruce Chizen」という同じく COMPANY-CEO の関係の Simpson 係数による重みは、ほとんど同じであるが、3章の評価実験でも示すように、「Google」と「Eric Schmidt」という関係の方が一般的に良く知られている．このように、どのくらい一般的に知られているかという視点に基づいて、エンティティペア間の重みづけを行うことができれば、さらに有用なネットワークを構築できるようになると考える．

2.2 提案手法のアイデア

本論文では、検索エンジンを用いて、エンティティペアの間のある特定の関係に応じた関係の重みづけをする方法を提案する．提案手法の基本的なアイデアは、Webを巨大な連想辞書と見なし、検索エンジンを用いてエンティティ間の関係の重みづけに利用する、ということである．提案手法のアイデアを示すのが図1である．エンティティペア (X, Y) が与えられたときに、エンティティ X と、エンティティ Y を連想されるようなキーワードをクエリとしたときの検索結果の上位に、もう片方のエンティティ Y が現れるか否かを通して重みづけを行う．その際、 Y が検索結果の上位に現れることを、本論文ではエンティティが「引き出される」と呼ぶ．さらに、 X から Y を連想させるような語を連想語と呼ぶこととする．図1中のネットワークは、エンティティペアの連想語によって引き出さ

*2 $|X|$, $|Y|$ はそれぞれ X, Y の単独ヒット件数、 $|X \cup Y|$ は、ORをとったときにヒット件数をそれぞれ示す．

れる関係を視覚化したものである．この例では、「Apple」というエンティティから「Steve Jobs」、「iPhone」というエンティティが、それぞれ (CEO, chairman, founder), (multi touch, music, phone) という連想語を通して引き出されると考える．このように「Apple」と「Steve Jobs」、「Apple」と「iPhone」といった一般的に良く知られている関係は、連想語とともにクエリとして用いることによって、片方のエンティティからもう片方のエンティティを検索エンジンを用いて、引き出せる関係になっているとすることができる．したがって、提案手法の1つ目の仮説は以下である．

仮説 1 強い関係は、エンティティ X と連想語をクエリとして用いたときに、その検索結果の上位に、エンティティ Y が現れる．

次に、たとえエンティティ X と連想語を用いて、エンティティ Y が検索結果の上位に表れたとしても、連想語が一般的で無い場合は、エンティティペアの関係が強いとは言いがたい．例えば「CEO」という一般的な連想語を用いて「Apple」から「Steve Jobs」が引き出された場合の方が、「Silicon Valley entrepreneur」という限定的な連想語を用いて引き出された場合よりも関係が強いとは言いがたい．さらに、同じ連想語を用いて引き出される2つのエンティティペアを考えた場合はどうであろうか？例えば「Apple」と「CEO」から「Steve Jobs」が引き出される場合と「Viacom」と「CEO」から「Sumner Redstone」が引き出される場合に、これらの関係の重みが同じとは言いがたい．したがって、2つ目の仮説は以下である．

仮説 2 より一般的な連想語でエンティティ X からエンティティ Y が引き出され、さらに、人々によって多く語られているエンティティから引き出される方が関係が強い．

本論文では、このような2つの仮説に基づいた重みづけ手法を構築する．なお、これらの仮説は、3章の評価実験によって検証する．

2.3 提案手法の詳細

図2に提案手法の流れを示す．エンティティペア (X, Y) と、 m 個の連想語 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_m\}$ が与えられているときに、まず、検索エンジンを利用して、エンティティ X と連想語 $r_i \in R$ をクエリとした検索を行い、検索結果トップ k 個の Web ページを取得する^{*3}．取得した Web ページに対して、エンティティ Y が Web ページ中の文字列として表れているか否かを調べる．Web ページのもつインデックス集合の大きさを N ^{*4}、エンティティ

表 1 連想語 (CEO, chairman, founder) を用いた提案手法による関係の重み．

X	Y	重み
Microsoft	Bill Gates	18.6382
Microsoft	Larry Page	5.0459
Google	Larry Page	17.0762
Google	Jerry Yang	5.3793
Yahoo!	Jerry Yang	17.1226
Yahoo!	Bill Gates	0

X 、連想語 $r_i \in R$ の単独のヒット数をそれぞれ、 $|X|$ 、 $|r_i|$ として表す．

次に、エンティティペア (X, Y) の関係の重みを次の式で計算する．

$$W(X, Y) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \delta(X|Y, r_i) \cdot |r_i| \cdot \frac{|X|}{N}.$$

ここで、 $\delta(X|Y, r_i)$ は、検索結果のトップ k ページ以内にエンティティ Y が含まれているか否かを表し、以下の式で与えられる．

$$\delta(X|Y, r_i) = \begin{cases} 1 & \text{検索結果トップ } k \text{ 以内に } Y \text{ が含まれる.} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases}$$

関数 $W(X, Y)$ は、仮定 1 に基づき、ヒット数の多い連想語であるほうが一般的と見なし、一般的である連想語によって、エンティティ X からエンティティ Y を引き出すことができるほど大きい値が与えられる．同時に、エンティティ X のヒット数が多ければ多いほど、値が大きくなる．これは、ヒット数が多いエンティティ X であるほど、対象とするエンティティ Y を引き出すのが難しくなるとい、前章で述べた仮定 2 に基づいている．

エンティティペア (X, Y) の重みづけを考える場合、 X をクエリとして用いる場合と、 Y をクエリとして用いる場合の2通り考えられる．そこで、次の式で与えられるこれらの合計を全体の重みとする．

$$F(X, Y) = W(X, Y) + \alpha W(Y, X).$$

ここで、 α は、それぞれの重みの影響度合いを調整するものである．

提案手法を用いた例として、COMPANY-PERSON 関係と COMPANY-PRODUCT 関係をそれぞれ 2.3 節と 2.3 節に示す．用いた連想語は、それぞれ (CEO, chairman, founder) と (product, play, game) である．検索結果のトップ 5 位以内に入っているか否か ($k=5$) とした．2.3 節では、(Microsoft, Bill Gates), (Google, Larry Page), (Yahoo!, Jerry Yang) のような実際に会社の CEO であったり、founder であったりする関係の重みが強くなっている．それに対し、この例で用いた連想語を通じての関係が強いとは言いがたい (Microsoft, Larry Page), (Google,

*3 検索エンジンとして Yahoo! (<http://www.yahoo.com>) を利用した．

*4 Yahoo の公式ブログでのインデックス数を参考に $N = 192$ 億とした (<http://ysearchblog.com/2005/08/08/our-blog-is-growing-up-and-so-has-our-index/>)

表 3 CEO-COMPANY の関係インスタンス

CEO	COMPANY	スコア
Terry Semel	Yahoo!	9
Eric Schmidt	Google	20
Steve Ballmer	Microsoft	17
Lawrence Ellison	Oracle	8
Steve Jobs	Apple	21
John Chambers	Cisco Systems	6
Kevin Rollins	Dell	6
James Tobin	Boston Scientific	6
Frederick Smith	Fedex	6
John Thompson	Symantec	8
Sumner Redstone	Viacom	6
Kenneth Chenault	American Express	7
Bruce Chizen	Adobe Systems	8
Samuel Palmisano	IBM	8
Brian Roberts	Comcast	7
Jeff Bezos	Amazon	15
Jeff Kindler	Pfizer	9
Mark Zuckerberg	Facebook	13
George David	United Technologies	6
Paul Otellini	Intel	7

表 4 PERSON-FIELD の関係インスタンス

PERSON	FIELD	スコア
Aristotle	Philosopher	24
Tiger Woods	Golf	24
Garry Kasparov	Chess	18
Issac Newton	Physics	24
Sachin Tendulkar	Cricket	6
Maria Sharapova	Tennis	23
Venus Williams	Tennis	21
Carl Lewis	Athletics	23
Roger Federer	Tennis	16
Andre Agassi	Tennis	23
Albert Einstein	Physics	23
Carl Friedrich Gauss	Mathematics	20
Pele	Soccer	24
Shane Warne	Cricket	6
Henri Poincare	Mathematics	15
Ian Thorpe	Swimmer	22
Richard Feynman	Physics	22
Lata Mangeshkar	Singer	6
Cristian Ronaldo	Football	21
Max Planck	Physics	16

表 2 連想語 (product, play, game) を用いた提案手法による関係の重み。

X	Y	重み
Nintendo	Wii	11.7397
Nintendo	GameBoy	9.7955
Nintendo	Famicom	6.5837
Sony	Playstation	12.0381
Sony	Walkman	9.7110
Sony	BRAVIA	8.6037
Microsoft	Windows	26.4194
Microsoft	Office	26.0616
Microsoft	Xbox	25.4599

Jerry Yang), (Yahoo!, Bill Gates) といった関係の重みは小さく求められている。また, 2.3 節では, 3 つの会社と会社が販売している商品を例として用いた。Nintendo の例では, Wii との関係が最も高くなっており, GameBoy や Famicom といった一世代前に流行した商品との, Web における話題性の違いを反映している結果が見て取れる。Microsoft の例では, (product, play, game) といった, ゲーム機器に関する連想語を用いているにも関わらず, Microsoft 製のゲーム機器である Xbox よりも, Windows や Office といった製品との関係の方が強いという結果になっており, Microsoft の主要製品である Windows や Office との揺るぎない関係の強さが現れた結果となっている。

3. 評価実験

提案手法の有効性を示すために, 評価実験を行なった。COMPANY-CEO, PERSON-FIELD, PERSON-BIRTHPLACE, HUSBAND-WIFE を 4 つのタイプの関係エンティティペアを対象とした。各タイプに対し, Wikipedia, ニュース記事を参照しながら, 人手でそれぞれ 20 個の関係インスタンスを取得し評価対象データとした。表 3, 表 4, 表 5, 表 6 に, 実験に用いた各関係の 20 個の関係インスタンスを示す。各表のスコアは以下で述べる被験者による評価の合計スコアを示している。

連想語は, 各タイプを表す単語をそれぞれ初期キーワードとして 3 つずつ人手で与え, オンライン類似語辞典^{*5}を用いて, 対象とする連想語の数を増加させた。その結果, CEO-COMPANY は, 392 語, PERSON-FIELD は 156 個, PERSON-BIRTHPLACE は 189 個, HUSBAND-WIFE は 93 個となった。各タイプに対して人手で与えた連想語と, 類似語辞典から得られたキーワードの一部抜粋を表 表 7 に示す。

コンピュータサイエンスの研究者 6 人を対象として作成した重みづけを正解データとし, Jaccard 係数, Simpson 係数, web-based kernel 手法 [Sahami 06], 提案手法の 4 つの手法を用いてエンティティペアの重みづけを行い比較を行った。各エンティティペアについて, 各被験者に「How would you rate the fame of the relation between the

*5 <http://www.thesaurus.com/>

表 5 PERSON-BRITHPLACE の関係インスタンス

PERSON	BIRTHPLACE	スコア
Franz Kafka	Prague	10
Andre Agassi	Las Vegas	7
Charlie Chaplin	London	17
Luc Besson	New York	8
Marie Antoinette	Vienna	15
Albert Einstein	Germany	18
Carl Friedrich Gauss	Germany	14
Wolfgang Amadeus Mozart	Austria	21
Max Planck	Germany	14
Lucwig Van Beethoven	Germany	21
Charles Robert Darwin	England	18
Leonard Da Vinci	Italy	21
Michelangelo	Italy	21
William Shakespeare	England	21
Issac Newton	England	21
Henri Poincare	France	11
Pele	Brazil	22
Garry Kasparov	Russia	14
Sachin Tendulkar	India	6
George Gershwin	New York	12

表 6 HUSBAND-WIFE の関係インスタンス

HUSBAND	WIFE	スコア
Johnny Depp	Venessa Paradis	9
Bill Gates	Melinda Gates	13
Tom Cruise	Katie Holmes	13
Brad Pitt	Angelina Jolie	18
Andre Agassi	Stefi Graf	16
David Becham	Victoria Adams	17
Tom Hanks	Rita Wilson	12
Joel Madden	Nicole Richie	6
Asthon Kutcher	Demi Moore	9
Ben Affleck	Jennifer Garner	8
Adam	Eve	24
Mario	Princess Peach	17
Julius Caesar	Cleopatra	21
Romeo Montague	Juliet Capulet	18
Luis XVI	Marie Antoinette	18
John Lennon	Yoko Ono	24
Steve Jobs	Laurene Powell	9
Ben Stiller	Christian Taylor	6
Barack Obama	Michele Obama	22
Augustus	Livia Drusilla	8

entity pair?」という質問に対して、以下のようにスコア付けを行ってもらった。

- Void, I have never seen/heard about the relation (スコア 1)
- Poor, I have seen/heard about the relation a few rare times (スコア 2)
- Medium, I have seen/heard about the relation several times (スコア 3)
- High, I often see/hear about the relation (スコア 4)

被験者 6 人のスコアの合計値を各エンティティペアの正解重みデータとし、Pearson 相関係数によって評価した。

表 4.2 節には、各手法の重み付けと被験者による正解データの Pearson 相関係数を示す。提案手法は、全ての関係タイプにおいて、Jaccard 係数、Simpson 係数、および web-based kernel の全ての他の手法よりも上回っている。このことは、Web におけるエンティティペアの共起ヒット数よりも、連想語によって、検索エンジンで引き出されるか否かという情報の有効性を示している。すなわち、2 章で述べた仮説 1 の検証と考えることができる。

連想語の一般性と、エンティティの一般性がエンティティペアの重みにどのように関係しているかを評価するために、エンティティを検索結果の上位に引き出す連想語の数のみを用いて、正解データとの相関を計算した結果を、表 4.2 節に示す。ここで、語やエンティティの一般性をヒット数と定義した。表の通り、一般性を考慮している提案手法の結果が大きく上回っており、仮説 2 の

検証と考えることができる。

4. 議 論

4.1 提案手法の有効性と限界

提案手法では、重みを計算する際に用いる連想語の選択が問題となる。本論文の評価実験では人手で初期キーワードを与えて、類似辞典を用いて、候補キーワードセットを抽出している。しかし、このようにして選ばれたキーワードセットが全ての各エンティティを引き出す連想語を含んでいるとは限らない。検索エンジンへのクエリデータへのアクセス可能であれば、エンティティと共に用いられている単語を候補キーワードとすることが可能であるが、一般には必ずしも検索エンジンへのクエリ情報が入手可能とは限らない。また、森らは、Web を用いて、エンティティに関係する関係語を抽出する方法を提案している [森 05]。この方法の基本的なアイデアは、例えば、CEO 関係に関する関係語を調べたいのであれば、「CEO」という語をクエリに加える。さらに、「CEO」と良く共起する語も、CEO 関係を把握する手がかりになるとして、「CEO」とよく共起する語を Web 上から獲得しようというものである。さらに、Oyama らは、キーワードスパイスという、目的とするページを上位にヒットさせるために、クエリに適切なキーワードを与える手法の提案を行っている [Oyama 04]。今後は、これら様々な連想語の選択方法を検討する必要がある。

表 7 4 つの関係タイプのそれぞれの連想語の抜粋．*印のついたキーワードは，初期キーワードを示す．

COMPANY-CEO	PERSON-FIELD	PERSON-BIRTHPLACE	HUSBAND-WIFE
CEO*	field*	birthplace*	partner*
chairman*	speciality*	origin*	couple*
head*	profession*	root*	spouse*
captain	subject	nascency	buddy
leadership	occupy	base	bride
executive	role	foundation	copartner
chief	career	home	pair
manager	discipline	source	fellow
chair	playground	core	duet
governor	scope	family	marry
brains	domain	town	pal

提案手法は検索エンジンを用いた検索結果とエンティティや語のヒット件数を用いた統計的な情報に基づいて重みを計算しているために，対象となる情報が Web 上に少ない場合は，高い精度を出すことは難しい．しかし，様々なツールの普及により，ユーザは容易に Web コンテンツを作成することが可能になっている近年，今後ますます様々な情報が増加すれば，提案手法の適用範囲，精度が広がると考えられる．また，提案手法では，検索エンジンの上位に現れるか否かということが大切な重みづけの要素となっている．本論文の冒頭でも述べた通り，膨大な数の Web ページが存在し，増加し続けている状況の中，検索エンジンの上位に表示されないページにアクセスすることは難しい．このような背景の中，検索結果の上位に来るか否かという視点を，重みづけに用いるのは妥当であると考えられる．

4.2 提案手法の応用

提案手法は，2 つのエンティティの間の関係の重みを求めるものであるが，連想語として用いる語を使って，あるコンテキストにおいて特に強い関係を持つエンティティを探すことに用いることもできる．

コミュニティにおける人の関係の俯瞰を考えたり，人と人をつなぐ関係のパスの発見を効果的に支援するものとして，社会ネットワークが近年注目をあつめている．松尾らは人間関係を利用した情報支援を目的として，Web 上から研究者間の協働関係などを抽出する手法を提案している [Matsuo 06]．この手法を利用した学会支援システム POLYPHONET は，2003 年度から 2008 年度の人工知能学会全国大会において実際に，全国大会に参加する研究者を支援するシステムとして使用されている．このようにエンティティ間の関係に注目した技術は，近年ますます盛んに研究されている．提案手法は，POLYPHONET などのシステムにおいて，ある連想語を通じた関係において特に関係の強いつながりを持つ人物の検索を行うなどの応用して利用することができる．例えば，松尾豊という研究者と，特に「人工知能」という連想語を通じた

関係において関係のつながりの強い順に出すといった利用が考えられる．人物—人物といった関係以外にも，人物—本，人物—DVD といった様々な商品との関連の強さを表す指標としても応用が考えられる．

5. 関 連 研 究

本研究は，検索エンジンにより 2 つの語の間の関係の強さを，連想語を通じて求めるものである．検索エンジンにより，2 つの語の間の強さを求める方法は，Web ページから人名を収集し，人間関係のネットワークを構築する研究においてよく用いられている [Kautz 97, Mika 05, Matsuo 06]．これらは，人名の検索エンジンの共起ヒット数に基づく指標で関係の強さを求めるものである．

一方，検索エンジンより，関係の強さの中でも，特に 2 つの語の間のセマンティックな類似度を求める研究が行われている．Sahami らは，検索エンジンを用いて語のコンテキストを含めた 2 つの語の類似度を求める手法を提案している [Sahami 06]．これは，それぞれの語をクエリとし，検索結果の単語を用いて，語を拡張することにより，語に関係するコンテキストを含めた類似度を求めるというアプローチであり，それぞれのクエリの検索結果に同じ単語が多く含まれている場合は，類似度が高くなる．しかし，2 つの語のコンテキストが似ているからといって，関係が強いとは限らない．実際，3 章の評価実験で示されている通り，提案手法の精度が上回っている．

また，Bollega らは，2 つの語のペアの関係の類似度を求める手法を提案している [Bollegala 09]．これは，例えば，acquisition という関係を持つ (Google, YouTube) という語のペアと，(Microsoft, Powerset) という語のペアが与えられたときに，その間の関係類似度を求めるものであり，2 つの語 (エンティティ) の間の関係の強さを求める本手法とは目的が異なる．

本研究に関連する一連の研究に，関連抽出が挙げられる．関連抽出とは，ある関係のタイプが与えられたときに，その関係を持つインスタンスをタプル $t = (e_i, r_{ij},$

表 8 正解データとのピアソン相関係数の結果 .

関係タイプ	web-based-kernel	web-jaccard	web-simpson	proposed	proposed (only count)
CEO-COMPANY	0.1558	0.5037	0.4789	0.8442	0.4325
PERSON-BIRTHPLACE	0.2293	0.08501	0.0797	0.3608	0.1058
HUSBAND-WIFE	-0.2151	0.2080	0.0371	0.3076	-0.335
PERSON-FIELD	-0.3988	0.1580	0.1903	0.3849	0.0101

ej) の form で抽出することを指す．代表的な研究には，Etzioni らによる KNOWITALL というシステムが挙げられる [Etzioni 08] また，関係のタイプを指定せず，任意の関係のタイプの関係インスタンス抽出に拡張した研究として，TEXTRUNNER がある [Banko 08]．これは，ユーザが任意に与える関係タイプに対し，インスタンスを抽出するものである．これにより，Web のような大規模で，不均一なデータからも，任意の関係タイプに関して，そのインスタンスを抽出することが可能となっている．これら一連の関係抽出の研究は，関係タイプが与えられたときに，その関係インスタンスをタプルとして，精度良く抽出することを目的としており，本稿で我々が目的としている，関係の重みづけとはその目的が異なる．本稿での研究は，これら沢山の関係インスタンスが抽出された後，エンティティペア (ei, ej) の関係の重みづけをする手法，として位置づけることができると言える．

6. む す び

本論文では，検索エンジンを用いてエンティティペアの間の関係の重みづけを行う手法を提案した．また，エンティティと共に連想語をクエリとして用い，検索結果の上位にもう片方のエンティティが現れるかを通して重みづけを行うという概念を提案し，評価を通じて従来手法と比べて有効性を検証した．提案手法の特徴の 1 つは，Web を巨大な連想辞書と見なして検索エンジンを用いて，エンティティ間の関係の重みづけに利用している点である．これは，様々な情報が電子化され Web からアクセスできるようになり，検索エンジンの上位に情報が現れることが情報にアクセスできる必要不可欠な要素になっている背景に基づいている．

簡単に Web に情報を載せるツールの今後のますますの普及により，Web での情報の増加が予想される．そのような中で，より重要な関係を持つ情報へのアクセスを可能にし，ユーザのニーズに応じた情報支援を行うことは今後さらに大切になってくるのではないだろうか．

謝 辞

本研究の一部は，NEDO 産業技術研究助成事業（若手研究 Grant）により助成を受けて実施しているものである．ここに謝意を表す．

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Banko 08] Banko, M. and Etzioni, O.: The Tradeoffs Between Open and Traditional Relation Extraction, in *Proceedings of ACL-08: HLT*, pp. 28–36, Columbus, Ohio (2008), Association for Computational Linguistics
- [Bollegala 09] Bollegala, D., Matsuo, Y., and Ishizuka, M.: Measuring the similarity between implicit semantic relations using web search engines, in *WSDM '09: Proceedings of the Second ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 104–113, New York, NY, USA (2009), ACM
- [Brin 98] Brin, S. and Page, L.: The anatomy of a large-scale hyper-textual Web search engine, *Comput. Netw. ISDN Syst.*, Vol. 30, No. 1-7, pp. 107–117 (1998)
- [Etzioni 08] Etzioni, O., Banko, M., Soderland, S., and Weld, D. S.: Open information extraction from the web, *Commun. ACM*, Vol. 51, No. 12, pp. 68–74 (2008)
- [Jones 08] Jones, K. B.: *Search Engine Optimization: Your Visual Blueprint for Effective Internet Marketing*, Visual (2008), ISBN: 0470224487
- [Kautz 97] Kautz, H. A., Selman, B., and Shah, M. A.: The Hidden Web, *AI Magazine*, Vol. 18, No. 2, pp. 27–36 (1997)
- [Kudoh 05] Kudoh, T. and Matsumoto, Y.: Applying Cascaded Chunking to Japanese Dependency Structure Analysis, *IPSJ SIG Notes*, Vol. 2001, No. 20, pp. 97–104 (20010305)
- [Kumar 99] Kumar, R., Raghavan, P., Rajagopalan, S., and Tomkins, A.: Trawling the Web for emerging cyber-communities, *Comput. Netw.*, Vol. 31, No. 11-16, pp. 1481–1493 (1999)
- [Matsuo 06] Matsuo, Y., Mori, J., Hamasaki, M., Ishida, K., Nishimura, T., Takeda, H., Hasida, K., and Ishizuka, M.: POLYPHONET: an advanced social network extraction system from the web, in *World Wide Web Conference*, pp. 397–406 (2006)
- [Matsuo 07] Matsuo, Y., Nakanishi, H., and Hashida, K.: Mining Affiliation of Researchers using a Search Engine, *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics*, Vol. 19, No. 6, pp. 670–679 (2007)
- [Mika 05] Mika, P.: Flink: Semantic Web technology for the extraction and analysis of social networks, *Web Semantics: Science, Services and Agents on the World Wide Web*, Vol. 3, No. 2-3, pp. 211–223 (2005)
- [Oyama 04] Oyama, S., Kokubo, T., and Ishida, T.: Domain-Specific Web Search with Keyword Spices, *IEEE Trans. on Knowl. and Data Eng.*, Vol. 16, No. 1, pp. 17–27 (2004)
- [Sahami 06] Sahami, M. and Heilman, T. D.: A web-based kernel function for measuring the similarity of short text snippets, in *WWW '06: Proceedings of the 15th international conference on World Wide Web*, pp. 377–386, New York, NY, USA (2006), ACM
- [Sekine 07] Sekine, S. and Nadeau, D.: A survey of named entity recognition and classification, *Journal of Linguistic Investigations*, Vol. 30, No. 1 (2007)
- [金 05] 金 英子, 松尾 豊, 石塚 満: Web 上の情報を用いた企業間関係の抽出, 知識ベースシステム研究会, Vol. 70, pp. 25–30 (2005)
- [松尾 07] 松尾 豊, 安田 雪: How relations are built within a SNS world: social network analysis on mixi, *Transactions of the Japanese Society for Artificial Intelligence. AI*, Vol. 22, pp. 531–541 (2007)
- [森 05] 森 純一郎, 松尾 豊, 石塚 満: Web からの人物に関するキーワード抽出, Vol. 20, pp. 337–345 (2005)

〔担当委員：是津 耕司〕

2009 年 4 月 30 日 受理

著 者 紹 介

岡瑞起(正会員)

2003 年筑波大学第三学群情報学類卒業．2005 年同大学院理工学研究科修了．2008 年同大学院博士課程修了．博士（工学）．同年より，東京大学知の構造化センター特任研究員．Web 工学，人工知能，デザインリサーチに興味がある．情報処理学会の会員．

松尾豊(正会員)

1997 年東京大学工学部電子情報工学科卒業．2002 年同大学院博士課程修了．博士（工学）．同年より，産業技術総合研究所研究部門勤務，2005 年 10 月よりスタンフォード大学客員研究員．2007 年 10 月 東京大学工学系研究科総合研究機構准教授．人工知能，特に高次 Web マイニングに興味がある．情報処理学会，AAAI の各会員．