

ネットワーク-予測性-属性生成

Network - Predictability - Feature generation

松尾 豊*¹
Yutaka Matsuo

山川 宏*²
Hiroshi Yamakawa

*¹ 産業技術総合研究所
AIST

*² 富士通研究所
Fujitsu Laboratories

This paper discusses the relation among networks, predictability, and feature generation using a concrete example on social network mining from the Web. Various knowledge representations which describe relations among entities have been studied for decades in the AI field. Social network point of view can shed new lights on such studies. In this paper, we describe some insights on how the network view potentially contributes to predictability of an agent through feature generation.

1. はじめに

ダートマス会議(1956年)から今年で50年であるが、人工知能の分野ではその初期から知識表現に関わるさまざまな研究が行われてきた[8]。述語論理、意味ネットワーク、フレームなどの枠組みでは、対象や概念を関係性という点に着目し、知識を記述する。対象とその関係という観点から世界を認識する(してしまう)のは、人間の知的な情報処理における本質的な性質のひとつであろう。

知識表現に関わる最も難しい基本的問題のひとつは、「複数の対象が組み合わさったときに、個々の性質を超える性質が現れることに対して、いかに対処するか」であると筆者は考えている。あらかじめ分かっている対象の性質や現象を記述することはできるが、予想外の現象が現れたときに、これを計算機で扱うことはできない。これは「膨大な情報の中からそのときどきで適切なものだけを取り出すことができずに困る」[11]という(広義の)フレーム問題の言い換えでもあるが、そもそも現実世界は思いがけない性質の発現が常であることを強く念頭に置いている。捨象されたものの中に重要な要素が含まれていると、計算機にはどうすることもできない。現実世界では、常に個々の性質の組み合わせから新しい性質が現れる可能性があり、これを書ききることはできない。

フレーム問題は本質的には解決不能で、人間は現実世界とのインタラクションを通じて対処しているわけであるから[9]、実世界との関わりを追求することはひとつの有望なアプローチである。概念の中には、密接に人間の感覚や動作、インタラクションの結果と関わるものが多くあり、また外的な感覚や動作と一見関連なさそうに思える抽象的な概念であっても、何らかの形で身体性と関わっているだろう。したがって、身体性の問題を解き明かすこと[4]やロボットにおける知性を追求すること[1, 18]は重要なテーマである。

しかし、膨大な情報の中からいかに適切なものを取り出すかという広義のフレーム問題は、何も実世界にだけに限ったものではなく、記号の世界にも存在する。例えば、コンピュータ将棋の研究は進んでいるものの、依然として人間のチャンピオンに勝てない*¹。将棋の世界では、ゲームに関する情報は全て、盤面の情報で現され、記号化されている。空間のおよび時間的なチャンクがプロ棋士の能力の源になっており、学習によってチャンクが構造化しているのではないかと松原氏は述べている

連絡先: 松尾 豊, 産業技術総合研究所, 東京都千代田
外神田 1-18-13 秋葉原ダイビル 10F, 03-5298-4728,
y.matsuo@aist.go.jp

*¹ 近い将来勝てるかもしれない(もちろん人間の思考とは異なる方法である。)

[10]。また、我々が新しいTVゲームを買ってきて研究を忘れて毎日やりこんでいると、最初に比べて驚くほど上達してしまう。ゲームの操作やキャラクターの状態、その関連について多くの知識を身につける。こういった概念の構造、チャンクの構造としての知識はどのように得られるのであろうか。

一方、同じ問題を機械学習の立場から捉えたと、学習のタスクに貢献する構造をどのように得るのか、ということになる。現状の機械学習では、人間がうまく考えついた属性を使えば学習はうまくいく。しかし(たとえ記号の世界であっても)、現状の技術ではそういった属性を計算機が思いつくことはできない。タスクに有効な属性をいかに見つけ出すか、もしくは下位の概念から上位の概念をいかに生成されるかという属性生成の問題が重要である。

本稿では、Webからの社会ネットワーク抽出という具体的なテーマを題材に取り上げ、Webという膨大な記号の世界を対象にしたときに、これが人工知能の基本問題に対してどのような意義を持つか、広義のフレーム問題や属性生成の問題がどのように関わるかを述べる。著者らは、属性生成問題のヒントが、個々の関係の総体(つまり個々の関係を集積したもの)としてのネットワークという視点にあるのではないかと考えている。また、人や生物の知能を考えたときに、その根源が予測にあると考える研究者は多いが[6]、予測性という根源的な目標に対して、対象間のネットワークという視点がどう貢献するかについて、いくつかの考察を行う。

本稿は、今までの著者らの研究[12, 15, 13, 16]が具体的な対象を扱っているのに対して、機械学習の研究[26, 27, 28]と合わせて、著者らの長期的な目標を示すためにやや抽象的な議論で構成されている。一連の研究と相補的なものであり、具体例にヒントを得ている部分が散見されるが、必要であればこれらの文献を参照いただくと幸いである。

2. 記号の世界としての Web

2.1 時空間の広がり

筆者らはこれまで、Webから社会ネットワークを抽出する研究を行ってきた。Web空間は膨大であり、GoogleやYahoo!などの検索エンジンの技術が進展することで、さまざまな高次の知識処理が可能になりつつある。広大な記号世界としてのWeb[21]は、これまでのAIによるシステムにつきものの、データの資源の問題を一変させた。

我々の社会システムが情報化、もしくは情報システムが社会化される中で、Webは人の日常生活にますます密接に入り込んでいる。blogを書いている人も増えているし、mixiで毎日友人の日記をチェックする人も増えている。例えば、メールや

論文を書くときに、言葉の使い方が正しいかを検索エンジンを使って調べた経験がある人は多いのではないだろうか。Web上の語の用例のパターンを調べるだけで語のクラスを当てる研究[3]、よくある用例を調べる研究[22]は、一見、単純なように見えて、実はWebを社会活動・言語活動の鏡と捉える新しい研究の方向性である(単なるコーパスの拡大ではなく、社会活動の鏡であることを強調したい。)また、他人がどのような語彙を使っているかを見やすくし検索できるようにするだけで、自然に分類としての語彙が揃っていくfolksonomyは、共通の合意としての言語(語彙)がいかに形成されるかを見せてくれる。こういった研究は、Webという膨大な記号の世界が姿を表し、検索エンジンというアクセス手段が整備されたことで初めて可能になったものである。Google的な表現をすると、まさに「量が質を変える」のである。

Webは膨大な記号の世界であるが、以前は比較的静的なものであった。人間や生物の知能が対象とするのは、時空間の広がりをもったパターンであり[6]、その意味では時間の要素は非常に重要である。しかし、最近では、blogやsocial bookmarkなど時々刻々と変化する情報が増えており、blogの自動収集[17]や評判情報、トレンドの分析といった、時間を明に扱う研究が現れている。著者らもWebから得られたネットワークの時系列的な変化[32]を行っているが、こうした時空間に広がりをもった膨大なデータから、主体に価値のある知識の構造をいかに見つけるかは、人工知能にとって重要な課題のひとつであらう。

Web空間を高次の知識処理の場と考えたときに、属性生成問題が再び鍵になる。例えば、Web上の情報を探してユーザの質問に答えるQAシステムは、巨大なヒューリスティックの固まりになりがちであり[19]、いかにシステマティックなアルゴリズムを構築していくかは、まさに属性生成問題と直結している。そもそも、主体の持つ目的に応じて、記号の世界を何らかの形で自律的に構造化するアルゴリズムが必要であらう。最近、blogの情報が選挙を事前に予測するなどの例[24]が語られているが、何らかの現象を的確に予測するために、Web上の情報を自律的に構造化する仕組みがあってもよいはずである。そのアルゴリズムは、根源的には分類の起源や予測の起源に由来するものになる。

筆者らの研究で究極的に目指すのは、膨大な記号空間の中から、予測や分類のタスクに重要な概念やその関係性を、根源的な分類や予測の起源に基づいて自動的に抽出・構造化し、それによって予測や分類に寄与させるというものである。

2.2 インフラとしての検索エンジン

著者らは、検索エンジンをいわばインフラとして用いる研究を行っているが、著者の考えでは恐らく、検索エンジンは今後、ユーザへの情報の価値を高める上位システムとしての方向性、そして、上位のシステムからのクエリーに高速に応えるインフラとしての方向性に分かれていき、その階層化が明確になるのではないかと予想している。[24]では上位システムを、「自動秩序形成システム」という言葉で説明しているが、検索エンジンを使いながら、情報を整理・統合しユーザに返すためのAI技術はますます重要になるだろう。

このとき、ユーザに価値の高い情報を提供する上位システムは、下位の検索エンジンの制約の範囲内でそれを十分に活用しなければならない。最も重要な問題はスケーラビリティで、検索エンジンの内部では、スケーラビリティを高めるために、ファイルシステム、データ構造、インデキシングなど、非常に高度な技術が用いられている。大量の記号の世界を扱うには、このスケーラビリティを考慮することは避けて通れない。したがって、検索エンジンで利用可能な機能だけを用いて、アプリケーションを作らなければならない。

基本的に、我々が検索エンジンを用いた処理で仮定してよ

いと考えているのは、非常に単純な2つのモジュールである。ひとつは、(i) 1つもしくは複数の語に対してヒット件数を得ること、そして(ii) それが生起する典型的な少数の例を詳しく調べることで、ある*2。大量のデータに対して構造化を行うにはスケーラブルで画一的な処理が必要であり、(人間の脳が画一的な処理をしているという示唆は置いておくとしても)そのための制約は必然的に課されて然るべきものだと考えている。なお、一般的な検索エンジンの機能だけがスケーラブルであるとは限らず、自然言語処理に適したスケーラブルな検索エンジンを作る試みもある[2]。

3. 記号の世界のネットワーク

3.1 関係の総体としてのネットワーク

膨大な記号の世界であるWebの中で、根源的な予測性に基づいて属性生成を行うためのヒントは「ネットワーク」にあるのではないだろうか。以下では、ネットワークを取り巻く話題から議論を行う。

近年、複雑ネットワークとよばれるネットワークの構造が着目を集めている。スモールワールド、もしくはスケールフリーという構造は、自然界から人工物まで多くのネットワークに共通する性質である。1998年以降のWattsやStrogatz、Newmanらの研究によって一気に研究が進んだが、もともと社会におけるさまざまなネットワークの研究は、実は1930年代から社会学における社会ネットワーク分析[29]の分野で行われてきた。地域や組織の人間関係、企業や国の関係、性的な交渉の関係から球技の競技者のパスの関係まで、ありとあらゆる関係がネットワークという形で捉えられ、分析対象になっている。そこでは、影響力の大きなノードを見つけ出す中心性の算出や、グループを見つけ出すクラスタリングなどの処理が代表的である。また、データマイニングの文脈ではLink Mining[5]と呼ばれるネットワークに関する研究がある。日本ソフトウェア科学会では、昨年「ネットワークが創発する知能研究会」(主査:中島秀之、幹事:村田剛志、栗原聡)が発足している。この研究会では、ネットワークが何らかの形で知能の鍵になっているのではというのが共有した問題意識であらう。

これまで人工知能では、知識表現として対象となる概念やオブジェクト間の関係を記述する多くの方法が研究されてきた。(ここでは、実世界の実体との明確な対応を持つという意味を含めてエンティティと呼ぶことにする。)しかし、こうした関係が総体としてどういう構造を持つかについては、あまり議論がされていない。例えば、難しいSAT問題はネットワークとして捉えるとSmall worldの特徴を持つという報告[25]があるが、大規模な述語論理等の知識が全体としてどのような構造になっているのか/なったほうが良いかなどの研究は、著者の知る限り行われていない。複雑ネットワークの議論自体、ごく最近のものなので当然かもしれないが、個々の関係性が全体としてどういう構造を持つか、さらには全体としてどのような構造を持つ関係性が有効であるのかは、興味深い問題である。

実は、こういった議論は社会ネットワーク分析の文脈では十分に行われてきた。何らかの別の手段で得られた外部指標と比較して初めて、関係情報が適切に得られているか、ネットワークが何を表しているかがはっきりするというのは、社会ネットワーク分析ではむしろ自明である。我々のひとつのアイデアは、複数の関係の候補があるときに、ある指標と最も相関が高い、もしくはある指標を最も予測するネットワークの指標(中心性やグループなど)を生み出す「個々の関係」を認識すべきであるというものである[14]。経済シミュレーションでは、マクロ・ミクロという言い方をするが、つまり、マクロな指標が

*2 それぞれGoogleHit, GoogleTopと呼んでいる[15]。

最も予測性が高くなるように、ミクロの関係を認識（もしくは統合）すると言い換えることもできるだろう。

3.2 エンティティの同定

Web からの社会ネットワーク抽出では、実際に以下のような点が問題になり、いくつかの研究が行われている。

- 同姓同名問題：1 つに見えるエンティティ (= 人) に実は別のものが含まれていて、より詳細に分ける必要がある。
- 愛称問題、転職問題：2 つに見えるエンティティが実は同一である。愛称問題は、表層が異なる場合、転職問題は属性が異なる場合である。

この問題の解決に、ネットワークは有効である。同じようなエンティティと関係を持っているか（社会学では「構造同値」という）によって愛称関係・転職関係を認識することができるし、クラスタの分離として同姓同名の認識ができる。このような処理は、エンティティ間の関係性を認識して初めて解決できるものであって、属性レベルのデータをいくら眺めていても解決することは難しいだろう。人間関係ネットワークの例でいうと、同姓同名かどうかを識別するには、その人の属性からだけでは限界があり、その人がどんな人とつながっているかが重要な情報になる [31]。自然言語処理の分野では、関係情報を用いることで、named entity の認識精度が上がることを示されている [30]。

著者（第 2 著者）は、これまで Matchability 原理に基づく状況分解 [26] を提案してきた。属性とイベントの集合があったときにその一部を切り出すことで、予測の能力が向上する [27]。他のエンティティとどういう関係にあったかとしてイベントの内容として記述することで、表層的に同じエンティティでも異なるものとして扱うことができる。つまり、同じものとして見るべき状況と異なるべきものとして見るべき状況を切り分けることで、結果として予測性が高まる場合もあるのではないだろうか。

4. 予測性と知識の構造化

この節では、エンティティの関係のネットワークを構成する際、できるだけ根源的な方法で行うには何に考慮すべきかをいくつか述べる。

4.1 予測性と分類

まず、生物が外界を構造化し認識する動機は、予測性を上げることであろう [6]（対象に対しての動作を念頭に置くと、制御可能性 / 操作可能性という言い方もできる。）外界を構造化する第一歩は分類である。

分類の起源

分類は主体の予測性を向上するためにあり、目的に依存して複数（無数に）ある。

武田らは、分類は知識であり、分類が似ているということでは世界の見方が似ていることであるとして [20]、Web 上でのブックマークの共有といった研究を早くから行っている。「分類という思想」には次のような一節がある [7]。

分類に使う形質という分類基準はどんなものでも人間の認知によって選ばれたものである。だからどんな分類基準を使っても、すでにして人間が選んだ以上、それを使う分類がア・プリオリに客観的であることはない。

機械学習では属性は与えられるものであるが、本来的には無数にある属性の中から分類のために主体が見つげ出すものである。

属性の起源

分類に貢献する何らかの性質が、エンティティの属性として認識され得る。

ここで、エンティティとは何だろうか。直観的には、実世界に存在する対象物（具体物・抽象物）であるが、著者らは実世界の対象物と、その情報を取り出すためのシステムから見たアクセス方法（我々の場合には Web 上の検索クエリー）には対応関係があると考えている。いわば、実世界の人全員に Web の検索クエリーがついているイメージである。実世界の対象物を正解として捉えたときのクエリーが、つまり我々のシステムにとってのエンティティの表現になる。

エンティティの表現

エンティティは記号の世界の中では、任意の属性（キーワード）の boolean で表現される。

これは我々のシステムの場合であり、一般性を主張するものではないが、一般的な言い方をすると、内包的な表現をエンティティの表現として採用していることになる。同姓同名や愛称問題の解決ができるということは、徐々にこの内包表現が良いものになるということになる。

4.2 関係性

エンティティ間関係性を捉えることで予測性に寄与する理由はいくつか考えられ、ひとつには関係を認識することによって観測できないエンティティの属性が推定できることである。これは 4 項類推と呼ばれる問題とも関連している。しかし、これはある程度自明のものであり、いわば関係を認識するの一次的な効果である。二次的な効果としては、先に述べたように関係の総体としてのネットワークが何らかの予測性をもつこと、そして関係を捉えることでエンティティの認識がより洗練されることであろう。

では、エンティティの関係はどのように認識しえるのだろうか。基本的には、時間的・空間的に近接性である「共起」が鍵になる。Web からの研究者ネットワーク抽出を特に念頭にみると、次のようなものが含まれる。

関係の認識

- 直接の共起：お互いによく共起し、情報量を持つ
 - ある具体的な関係性 ex) 共著、研究室など
 - あるコンテキストのもとでの関係性 ex) 「人工知能」などの語をクエリーとしてつけた場合の共起
- 間接の共起（構造同値）
 - 他のエンティティや属性との共起の類似性：他のエンティティや属性に対して情報量を持つ

共起を関係の手がかりにするとしても、その先にどのような具体的な関係を認識するか（著者らの場合では、共著関係か同研究室関係かなど）という問題がある。我々は教師あり学習で、あらかじめ学習した関係を判別しているが、異なるネットワークの計算や異なる目的に対して、異なる関係が認識されるべきであろう。さらに、教師なしで関係の分類を得る手法についても研究を行っている [23] が、これは文脈（周辺に出る語）

の類似性に着目した方法であり、一次的な効果だけ考慮している。二次的な効果を考えると、そもそも非常に多くある関係の候補から、総体的にネットワークとして認識したときにどのように予測性に寄与するかというフィードバックを考慮する必要があるだろう。

4.3 属性とエンティティ

我々は研究者名と共起の高い語(大学名や研究トピック等を表す単語, 共著者名など)を見つけ出し[16], その分類を行うことで研究者の属性(メタデータ)としている。共起性の強いものが, 属性値になりやすいというのはひとつの仮説である。しかし, 例えば, 個人の「友人」という属性に入っている人物名(属性値)や, 「所属」の属性に入っている大学名を, エンティティとして認識することも可能である。こういったものを属性として認識し, どういったものをエンティティと認識すべきであろうか? Semantic Web の RDF 的というと, リテラルとして認識するか, リソースかという違いは何であろうか?

単なる属性値として認識していた対象を, エンティティとして認識すべき状況もある。例えば, 研究者ネットワークで重要な人物が最初のリストから抜けている場合もある。この属性値からエンティティへの昇格というのは, ネットワークを拡張していく上で鍵となるが, それをいかにスケーラブルにかつ, 予測性や分類の向上に寄与するように行うかは重要である。エンティティとして認識すると, 他のエンティティと同格になり, エンティティ間の関係の有無を調べなければならない。エンティティの数 n に対して $O(n^2)$ の処理が必要になり, 膨大な記号世界の中では(少なくとも検索エンジンを使っている限り)厳しい。ネットワークのクラスターをさらに上位のエンティティと認識し階層化するかことも必要になるだろう。

以上, さまざまな話題について述べてきたが, 要点を簡単にまとめると次のようになる。個々のエンティティや関係性の認識は, 総体としてのネットワークの処理を介することで, より洗練される。属性は, エンティティとの共起によって認識され, それが徐々にエンティティに昇格しネットワークが拡張する。エンティティがクラスタリングされることで階層的なネットワークが成長する。いずれも, 分類や予測といった何らかの目的に資する形で行われる。

5. まとめ

本稿では, Web における社会ネットワーク抽出を題材として, 属性生成やフレーム問題, 関係の総体としてのネットワーク, 予測性との関連を述べた。もちろんここに書かれたことがすべてではないし, 属性生成という問題に対してははっきりと答えられているわけでもない。しかし, こういった思考を深めながら, 実際に研究者(もしくはエンティティ)のネットワーク抽出という作業を進めていけるところが, 現在の我々が「膨大な記号世界」としての Web から享受できる大きなメリットであろう。今後も引き続き, 具体的なネットワーク抽出を題材に取りながら, 本質的な人工知能の問題との関連やブレークスルーを探っていきたいと考えている。

A 謝辞

本稿を構成するにあたって, 議論いただいた国立情報学研究所 武田英明先生, 東京大学 松島 克守先生に感謝します。はこだて未来大学の中島 秀之氏には, 本議論のヒントを得る機会を頂いたことを感謝します。

参考文献

[1] 浅田稔. 認知発達ロボティクスにおける学習. 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 5, 2003.

[2] M. Cafarella and O. Etzioni. A search engine for natural language applications. In *Proc. WWW2005*, 2005.

[3] P. Cimiano, S. Handschuh, and S. Staab. Towards the self-annotating web. In *Proc. WWW2004*, pp. 462-471, 2004.

[4] 古川康一. 帰納論理プログラミングによる幼児の言語獲得のモデル化. 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 5, 2003.

[5] L. Getoor and C. P. Diehl. Link mining: A survey. *SIGKDD Explorations*, Vol. 2, No. 7, 2005.

[6] J. Hawkins, S. Blakeslee (伊藤文英訳). 考える脳 考えるコンピュータ. ランダムハウス講談社, 2005.

[7] 池田晴彦. 分類という思想. 新潮社, 1992.

[8] 石塚満. 知識の表現と高速推論. 丸善, 1996.

[9] 松原仁, 橋田浩一. 情報の部分性とフレーム問題の解決不能性. 人工知能学会誌, Vol. 4, No. 6, pp. 695-703, 1989.

[10] 松原仁. いつも学習し続けるシステムを目指して. 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 5, 2003.

[11] 松原仁. 人工知能学事典, 2-11 フレーム問題. 共立出版, 2005.

[12] 松尾豊, 友部博教, 橋田浩一, 石塚満. Web 上の情報からの人間関係ネットワークの抽出. 人工知能学会論文誌, Vol. 20, No. 1E, pp. 46-56, 2005.

[13] 松尾豊, 濱崎雅弘. Social network mining と人工知能. 第 20 回人工知能学会全国大会, 2006.

[14] Y. Matsuo, M. Hamasaki, H. Takeda, J. Mori, D. Bollegala, Y. Nakamura, T. Nishimura, K. Hasida, and M. Ishizuka. Spinning multiple social networks for semantic web. In *Proc. AAAI-06*, 2006.

[15] Y. Matsuo, J. Mori, M. Hamasaki, H. Takeda, T. Nishimura, K. Hasida, and M. Ishizuka. POLYPHONET: An advanced social network extraction system. In *Proc. WWW 2006*, 2006.

[16] 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. 人工知能学会論文誌, Vol. 20, No. 5, pp. 337-345, 2005.

[17] 南野朋之, 鈴木泰裕, 藤木稔明, 奥村学. blog の自動収集と監視. 人工知能学会論文誌, Vol. 19, No. 6, pp. 511-520, 2004.

[18] R. Pfeifer, C. Scheier (石黒 章夫・小林 宏・細田 耕監訳). 知の創成 - 身体性認知科学への招待. 共立出版, 2001.

[19] G. Ramakrishnan, S. Chakrabarti, D. Paranjpe, and P. Bhat-tacharyya. Is question answering an acquired skill? In *Proc. WWW2004*, 2004.

[20] 武田英明, 市瀬龍太郎, 村田剛志, 本位田真一. 知識共生プロジェクト - ネットワーク情報の自立的生態系を目指して-. 情報処理学会研究報告, 第 2001-ICS-124 巻, pp. 25-32, 2001.

[21] 武田英明 (編集担当). 人工知能学事典, 第 11 章 Web インテリジェンス. 共立出版, 2005.

[22] K. Tanaka-Ishii and H. Nakagawa. A multilingual usage consultation tool based on internet searching -more than a search engine, less than qa-. 2005.

[23] 辻下卓見, 森純一郎, 石塚満. Web からの関係情報の抽出. 第 5 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2006.

[24] 梅田望夫. ウェブ進化論. 筑摩書房, 2006.

[25] T. Walsh. Search in a small world. In *Proc. IJCAI-99*, pp. 1172-1177, 1999.

[26] 山川宏. 状況分解技術のための matchability 基準の提案 - 規則性の高い複数の部分状況を抽出する手法 -. In *Proc. Int. Conf. Neural Information Processing (ICONIP'98)*, 第 3 巻, pp. 514-517, 1998.

[27] 山川宏, 山口睦生, 仲尾由雄. 状況分解による多視点からの遺伝子間関係発見支援. 人工知能学会全国大会 (第 18 回), No. 2A2-03, 2004.

[28] 山川宏, 丸橋弘治, 仲尾由雄. 同期発現する遺伝子集団ネットワークの階層的発見. 人工知能学会全国大会 (第 19 回), No. 3A1-02, 2005.

[29] 安田雪. 社会ネットワーク分析 -何が行為を決定するか-. 新曜社, 1997.

[30] Shubin Zhao and Ralph Grishman. Extracting relations with integrated information using kernel methods. In *Proc. ACL 2005*, 2005.

[31] 佐藤進也, 風間一洋, 福田健介, 村上健一郎. 実世界指向 Web マイニングの提案とその同姓同名人物分離問題への適用. 日本データベース学会 Letters, Vol. 3, No. 4, pp. 21-24, 2005.

[32] 安田雪, 松尾豊, 武田英明. 人工知能学会におけるネットワーク構造と変化. 人工知能学会全国大会, 2006.