

レクチャーシリーズ 「人工知能の今」 [第3回]

知識表現

—オントロジー, 知識グラフ—

Knowledge Representation — Ontology and Knowledge Graph —

市瀬 龍太郎 国立情報学研究所
Ryutaro Ichise National Institute of Informatics.
ichise@nii.ac.jp, <http://ri-www.nii.ac.jp/>

古崎 晃司 大阪電気通信大学
Kouji Kozaki Osaka Electro-Communication University.
kozaki@osakac.ac.jp, <https://www.osakac.ac.jp/labs/kozaki/>

長野 伸一 株式会社東芝
Shinichi Nagano Toshiba Corporation.
shinichi3.nagano@toshiba.co.jp

Keywords: knowledge representation, ontology, semantic web, knowledge graph.

1. はじめに

人工知能の歴史を振り返ると、初期の頃は、知能のメカニズムを解明することに重点が置かれていた。知能は状況を入力とし、その対応となる出力を決める特定のアルゴリズムで表現可能であり、そのアルゴリズムを設計すれば、人間と同様の知的な作業ができるという考え方である。しかし、人間は単純に、外界の状況から対応を決定しているわけではなく、さまざまな知識を援用することで、知的な対応の決定をしている。例えば、「僕は、たぬき」という発言一つを取っても、演劇の役決めの際の発言なのか、そば屋で注文の際の発言なのかによって意味が異なり、異なる対応が必要となる。人間は、自分のもつ知識を利用することによって、このような場合でも的確に対処することができる。人工知能において、知識を取り扱う技術が「知識処理」と呼ばれる技術である。知識処理は、1970年頃から研究されてきた人工知能の研究テーマの一つである。特に、「1970年代は、知識の時代として特徴付けられる」[人工知能学会 17]といわれるほど、重要な研究テーマであった。それ以来、人工知能研究の主流のテーマの一つとなり、現在まで50年ほど、研究が続けられ、さまざまな技術が開発されてきている。

「知識処理」は、知識を計算機上でどう表現するべき

かを議論する「知識表現」、表現された知識をどのように思考に使うかを議論する「推論」、知識をどう獲得するかを議論する「知識獲得、学習」などの分野に細分化される。本稿では、主に「知識表現」の研究に焦点を当て、知識処理の今を概観する。なお、「推論」については、レクチャーシリーズ第4回、「学習」については、第5回で取り扱う予定となっている。

本稿では、まず、2章で初期の知識処理システムの代表であるエキスパートシステムの考え方と、現在における状況について述べる。3章では、現在の標準的な知識表現の基盤技術となっているオントロジーについて述べる。4章では、知識の取扱い方で標準化に大きく貢献したセマンティック Web について述べる。5章では、さまざまな場所で実用的に使われている知識リソースである知識グラフを、その生成手法と合わせて述べる。6章では、前章まで述べた技術の応用について述べ、7章で本稿をまとめる。

2. エキスパートシステム

人工知能において知識に注目した初期の研究の代表としてエキスパートシステムがある。エキスパートシステムとは、専門家がつよような知識を使って、問題の解決を行う人工知能システムである。エキスパートシステムでは、通常、知識は If-Then 形式の規則を使って表される。

1970年頃より，精力的に研究がなされ，血液感染症診断システム MYCIN [Buchanan 84] や有機化合物の構造推定システム DENDRAL [Lindsay 93] など，専門家と同様に知的判断を行えるシステムが多く開発された。1980年代には，日本においても，産業界でこの技術が応用され，鉄鋼業界などで積極的に導入された [土屋 03]。

エキスパートシステムをつくる際は，知識を構築するに当たり，専門家から知識を聞き取り調査し，人手で詳細に作成する。当時は，その手間が膨大であるという問題点があった。この問題に関しては，後に知識獲得，機械学習の技術により，解決が図られていくこととなる。また，後述する，オントロジー，知識グラフにより，多くの知識リソースが利用可能となることでも解決していった。別の問題点として，大量の規則に基づく知識がつけられても，その維持，管理，再利用が難しいという問題点がある。この問題に関しては，後に知識を構造化し，機械処理可能な意味を付与するオントロジー技術が開発されることにより，解決が図られていった。

エキスパートシステムのような規則を使ったシステムは，動作ロジックが明確であるため，安定していて，取扱いが容易である利点がある。そのため，法律のように規則が明確である分野や，規格・認証のように仕様が明確である分野，企業の中で明確な業務規則が定められる分野などにおいては，今でも多く使われている。例えば企業では，多くの業務規則*1が使われ，そのような規則を管理するために，エキスパートシステムとほぼ同様のシステムである，業務ルール管理システム (BRMS: Business Rule Management System) [森田 14] が，現在では使われている。一方，熟練者のもつ経験的な知識などは，一部を形式知化することは可能であるものの，すべてを特定の方法で表現することは困難であることが知られており，特に暗黙知を計算機や他の人が利用できるように形式知化することは，依然として大きな課題の一つになっている。

3. オントロジー

エキスパートシステムをはじめとする知識処理システムにおいて，構築した知識の維持・管理をいかにして適切に行うかという知識の共有・再利用が大きな課題であった [溝口 94]。知識の共有・再利用には，一貫性をもった知識記述が重要となるが，従来の知識表現や推論などでは「知識をどのように表現するか？」という形式的な理論が中心であり，知識の「内容」に関する規約が不明確であった。このような背景のもと，知識記述の「内容」を対象とし，知識を積み上げる理論的な基盤を提供するオントロジーの研究が，1990年頃より行われるように

なった。

3.1 オントロジーの定義と役割

オントロジー (Ontology) とは元来哲学用語で「存在論」を意味するが，人工知能の分野では「概念化の明示的記述 (An explicit specification of conceptualization)」 [Gruber 93] や，「人工システムを構築する際のビルディングブロックとして用いられる基本概念/語彙の体系 (理論)」 [溝口 94] と定義されている。またオントロジー工学の立場からは「人間が対象世界をどのように見ているかという根源的な問題意識をもって物事をその成り立ちから解き明かし，それをコンピュータと人間が理解を共有できるように書き記したもの」と定義される [溝口 05]。

オントロジーは，対象世界をどのように捉えたか (概念化したか) を明示し，一貫性をもって知識を記述するための共通概念 (語彙) や規約を提供する役割をもつ。オントロジーに基づいた知識記述により，用いる概念 (語彙) や観点が統一され，記述された知識が規約を満たしているかを検証することができる。また知識利用の際には，知識記述の観点や前提条件などの背景知識がオントロジーにより明確化されているため，他者が記述した知識であっても内容の理解が容易となる。このようにして，オントロジーは知識の共有・再利用性の向上に貢献し，知識を扱う際の基盤としての役割を果たす。

3.2 オントロジーの構成

オントロジーは，対象世界を説明するのに必要な「概念」と概念間の「関係」から構成される。ここではオントロジーの記述に用いられる主だった関係を中心に述べる。

対象世界に存在する概念を切り出した結果としての「概念」の集合と，それらの概念間の is-a (一般-特殊) 関係*2を同定することによる階層化が，オントロジーにとって最も本質的な要素となる。図1の例1) では，「二輪車は車両の一種である」といった内容を is-a 関係を用

<p>例1) 車両 - 二輪車 - 自動二輪 - 自転車 - 三輪車 - . . .</p>	<p>例2) 車両 - 二輪車 a/o 車輪の数=2 p/o 動力源=もの - 自動二輪 p/o 動力源=エンジン - 自転車 p/o 動力源=人 - 三輪車 a/o 車輪の数=3 - . . .</p>
---	--

凡例
 - : is-a
 p/o : part-of
 a/o : attribute-of

図1 オントロジーの構成例

*1 例えば，「200 km 以内の出張は日帰りで行わなければならない」などの規則

*2 sub-class-of 関係とも呼ばれる。

いて表している。この is-a 関係において、「車両」のように一般化された概念を「上位概念」、「二輪車」のように特殊化された概念を「下位概念」と呼ぶ。概念階層という形式は、シソーラスの上位語・下位語による階層や、分類階層（タクソノミー：Taxonomy）、オブジェクト指向におけるクラス階層などと同等であるが、オントロジーにおいては各概念の定義を明確にすることが重要となる。

概念の定義は、is-a 関係以外の関係や意味制約を用いて表される。part-of（全体-部分）関係^{*3}や、attribute-of（属性）関係が最もよく使われる関係である。例えば、図1の例1)では、階層化がどのような観点で行われたかは明示されていない。しかし、例2)のような関係を用いた概念定義を記述することで、二輪車と三輪車は「車輪の数の違い」、自動二輪と自転車は「動力源の違い」で定義されていることが明確になる。シソーラスや分類階層とオントロジーの違いの一つは、このような概念定義の明確な記述の有無にある。

なお、is-a 関係にある二つの概念間では、上位概念から下位概念に定義内容(概念の性質)の継承(inheritance)が行われる。図1の例2)では、二輪車の「車輪の数 = 2」という性質がその下位概念である自動二輪や自転車に継承される。継承された性質は下位概念で特殊化される場合がある。この例では、二輪車の「動力源となる“もの”」が下位概念の自動二輪では「エンジン」、自転車では「人」に特殊化されている。このような is-a 関係の継承・特殊化を適切に利用することで、各概念の定義を体系的に行うことができる。

さらに詳細な概念定義を行う際には、関係を用いた定義記述に加え、さまざまな意味制約(公理)が用いられる。代表的な意味制約には、推移律や反射律などの関係の性質に関する制約、「同じ自転車の前輪と後輪は異なる車輪である」といったインスタンスの排他性に関する制約などがある。また SWRL (Semantic Web Rule Language) [Horrocks 14] などのルール記述言語が用いられる場合もある。

オントロジーの記述には、意味ネットワーク、フレーム、述語論理などのさまざまな知識表現[市瀬 19]が用いられることがあるが、4章で述べるセマンティック Web 技術の普及に伴って、Web 技術標準として提案されたオントロジー表現言語 OWL (Web Ontology Language) [OWL 12] が使用されることが多くなった。OWL は記述論理 (Description Logic) の理論に基づいて設計されており、語彙(概念)間の関係を導出するための言語仕様や推論システムを提供する[兼岩 09]。

3.3 オントロジーの構築

オントロジー構築には、オントロジーの階層構造や概念間の関係を可視化し、グラフィカルユーザーインターフェースを用いて編集する記述環境が利用されることが多い。代表的なオントロジー記述環境には、Noy, Musen らが開発した「Protégé」^{*4} [Musen 15, Noy 01b] や古崎らが開発した「法造」^{*5} [古崎 02] などがある。

オントロジーの構築は、構築するオントロジーの目的や対象とする範囲を決めたのち、定義すべき概念や関係の同定、is-a 階層の構築、各概念定義の記述といった作業を繰り返すことで行われる。このようなオントロジー構築の一般的な手順を解説したのものには、Ontology Development 101 [Noy 01a] がある。また、オントロジー構築の際に検討すべき指針をまとめたガイドラインの提案、より包括的なオントロジー構築プロセス全体を対象とした開発方法論 (Methontology [López 99] や NeOn [Suárez-Figueroa 15] など)、小規模な単位での再利用を目的としたオントロジーデザインパターン (Ontology Design Pattern) を共有する活動^{*6} など、さまざまな取り組みが行われている。さらに、大規模なオントロジーの構築コストを削減することを目的とした、オントロジーを(半)自動的に構築する試みはオントロジー学習[市瀬 09, 森田 10]と呼ばれ、さまざまなアプローチからの研究が行われている。

3.4 オントロジーの利用

Uschold らはオントロジーを利用した応用システムを (a) neutral authoring, (b) common access to information, および (c) indexing for search の3種類に大別し、それぞれの利用シナリオを議論している [Uschold 99]。古崎は、これらの分類を踏まえ、情報システムにおけるオントロジーの利用目的を、(1) 共通語彙の提供、(2) 意味検索への利用、(3) インデックスとしての利用、(4) データスキーマとしての利用、(5) 知識共有の媒体としての利用、(6) 情報分析への利用、(7) 情報抽出への利用、(8) 知識モデルの規約としての利用、(9) 知識の体系化への利用、の9種類に分類し、オントロジーを利用した研究事例の傾向を分析している [古崎 10]。

これらの利用目的を大別すると、

(1) 知識記述のための規約：(a), (1), (4), (8)

(2) 記述された知識の共有・再利用：(b), (3), (5)

(3) オントロジーに基づく意味処理：(c), (2), (6), (7)

の三つが、オントロジーの主な利用目的であるといえる。これらのさまざまな利用目的を総合することで、オントロジーは (9) 知識の体系化のための基盤技術として利

*3 has-a 関係, has-part 関係とも呼ばれる。

*4 <http://protege.stanford.edu/>

*5 <http://www.hozo.jp/>

*6 <http://ontologydesignpatterns.org/>

用される。オントロジーの構築・利用は、さまざまな領域で行われているが、特に生命科学分野では、組織を超えた知識・データの共有が重要であることから、Gene Ontology (GO)をはじめ多くのオントロジーが構築されており、BioPortal という Web サイト*7 で公開・共有されている。その他の領域においてもさまざまなオントロジーが構築されており、最新の研究成果は本学会の「セマンティックウェブとオントロジー研究会 (SIG-SWO)」*8 などで発表されている。

4. セマンティック Web

1990 年代に発展した Web には、多くの情報が、掲載されている。これらの情報は、計算機を賢くさせるための有力な知識リソースとしての潜在力をもっている。しかし、Web は、人間が読んで理解するように設計されているため、計算機が情報の意味を理解し、自動的に知識を取り出して利用することは困難であった。そのため、計算機が意味に応じた処理を自動的に行う仕組みとして、セマンティック Web の概念が提案された [Berners-Lee 01]。その際に、問題となったのが、さまざまなデータの意味をどのように表現し、どのように機械が自動処理を行うかであった。そこで、セマンティック Web では、図 2*9 のように、データの取扱いを階層的に分割し、機械で自動処理を試みようとした。データは下層から定義され、下層のデータ記述方法を利用することで、上位のデータの記述を行う。最下層は、データの保管場所を示す URI/IRI から始まり、順次、複雑なことを表現し、最上位ではデータの信頼性を記述する。そして、それらのデータを利用して、ユーザインタフェースやアプリケーションを作成する。セマンティック Web

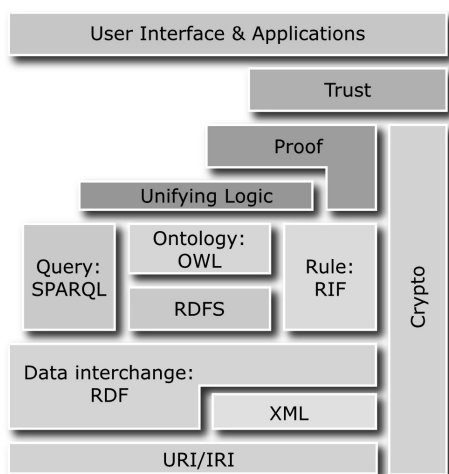


図 2 セマンティック Web の階層

は、データを読み込み、知的に処理をするという点で、本質的には人工知能の目指すものと同じであるため、人工知能の知識処理技術が多く応用された。そして、そのために必要な標準化が World Wide Web Consortium (W3C) で行われた。

データを処理するには、データが何を示すかの意味が必要となる。そこで、セマンティック Web では、知識表現の研究で考案された意味ネットワークと同様の考え方をういた RDF [RDF 14] という形式で、データの流通を行う。RDF は、主語 (Subject)、述語 (Predicate)、目的語 (Object) の三つの要素を使って <Subject, Predicate, Object> のように表現される。これをトリプルと呼ぶ。例えば、「人工知能学会は、東京都新宿区にある。」という情報は、<人工知能学会, 住所, 東京都新宿区> で表現される。トリプルを格納するデータベースは、トリプルストアと呼ばれ、Apache Jena Fuseki*10 や Virtuoso*11 などさまざまなものが開発されている*12。そのようなデータベースでは、RDF データを検索する必要がある。そのため、セマンティック Web では、SPARQL [SPARQL 13] と呼ばれる検索言語を定義しており、それを用いて RDF データの検索を行う。

RDF では、さまざまなデータを表現できる一方で、同じ住所の表現に関して、「住所」や「場所」など、さまざまな表現方法ができてしまう問題点がある。そこで、同じ概念のものは同じ表記が使われるようにするため、オントロジーを利用することで、RDF の語彙を規定する。オントロジーは、OWL [OWL 12] と呼ばれるフォーマットを用いて表現される。また、上位の階層では論理推論を行うことを想定し、RIF [RIF 13] という規則を変換するフォーマットを規定している。しかし、セマンティック Web では、下層から標準化が順次進められてきたが、当初の構想と異なり、推論など上位の処理機構の標準化は非常に困難なものとなり、当初の構想から 20 年近く経つ現在でさえ、上位層は標準化されていない。

5. 知識 グラフ

当初のセマンティック Web は、Web を高度化する目的で始まった。しかし、その技術は、Web だけではなく、データどうしをつなぐことにも応用できるため、2006 年に、データどうしをインターネット上で直接つなぐ Linked Data [Heath 11] というアイデアが提唱された [Berners-Lee 06]。RDF は、Web のようにグラフ構造をもち、互いに接続することができるので、公開される RDF データどうしを直接インターネッ

*7 <https://bioportal.bioontology.org/>
 *8 <http://www.sigsw.org/>
 *9 <https://www.w3.org/2007/03/layerCake.svg>

*10 <https://jena.apache.org/documentation/fuseki2/index.html>
 *11 <https://virtuoso.openlinksw.com/>
 *12 以下に、主なシステムがリストアップされている。
<https://www.w3.org/wiki/LargeTripleStoresLTS>

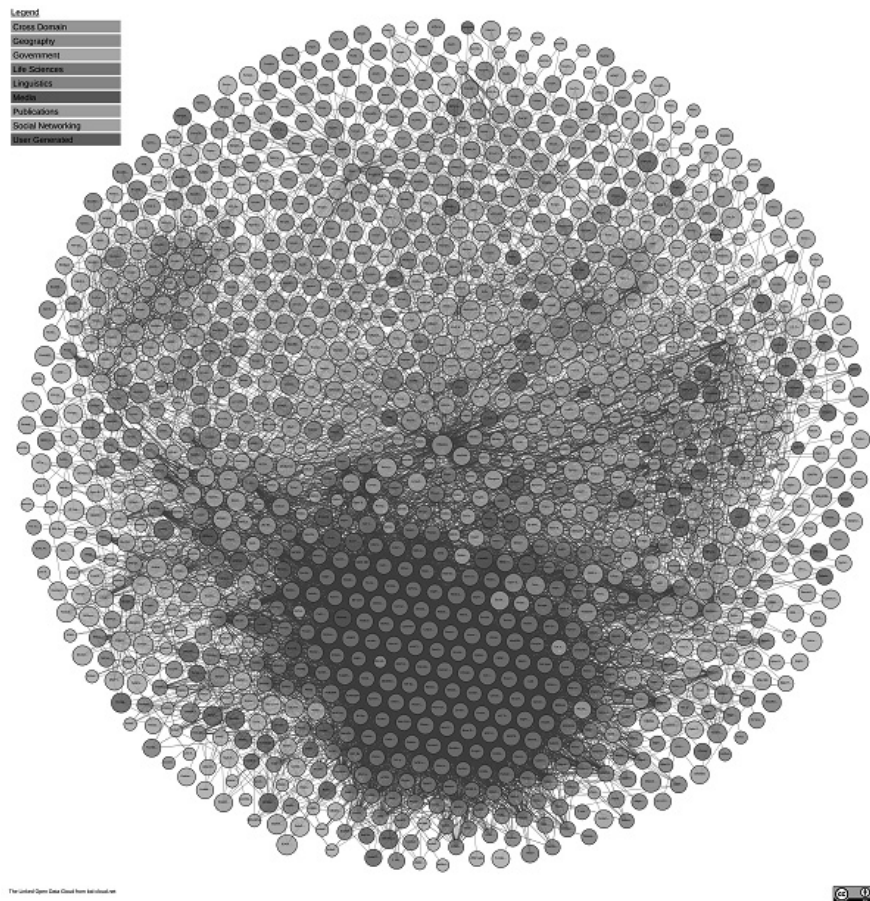


図3 2019年3月の時点の Linked Open Data Cloud

ト上でつなぐことができる。それを実現するための指針 [Berners-Lee 06] が定められ、2007年5月には、互いに接続された12個のデータが公開された^{*13}。当初、Linked Dataとして公開されたのは、フリーの百科事典であるWikipedia^{*14}や、地理データベースGeoNames^{*15}をRDFに変換したデータであり、それらの間で関連のあるデータを接続していた。接続することにより、「ある政治家の出身地の人口」といった複雑な知識を容易に得ることができるようになった。その後、さまざまなデータをその形式に変換し、公開する試みがなされ、2019年3月の時点では、1239個のデータセットが公開されている(図3^{*16})。このようなLinked Dataとして公開されている知識は、人工知能システムを高度化するのに利用できる。それらのデータを取りまとめて、整理したものは、知識グラフと呼ばれ、高度な検索や質疑応答システムなどの知識リソースとして利用されている。Google、マイクロソフト、Facebookなどの大手IT企業では、膨大な量の知識グラフを作成している [Paulheim 17]。

5.1 Linked Open Data (LOD)

知識グラフを作成する際には、さまざまなデータが必要となる。そのための重要なリソースとして、オープンデータがある。オープンデータは「誰でも自由に、目的を問わず利用できるデータ」と定義される^{*17}。Tim Berners-Leeはオープンデータのために、取扱いやすさの観点から段階分けした、五つ星スキーム(図4^{*18})を提案しており、Linked Dataとして公開されたオープンデータは、他のデータと容易に合わせて利用できるため、五つ星のLinked Open Data (LOD)と位置付けられている。

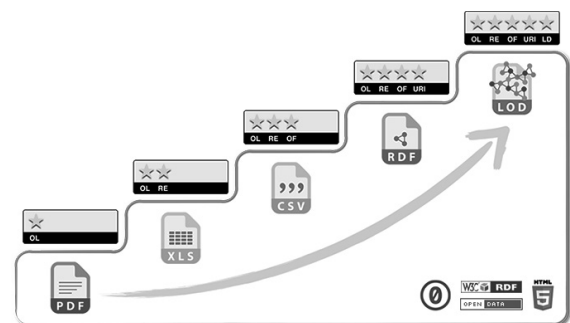


図4 オープンデータの五つ星スキーム

*13 <https://lod-cloud.net/>
 *14 <http://www.wikipedia.org/>
 *15 <http://www.geonames.org/>
 *16 <https://lod-cloud.net/>

*17 <https://opendefinition.org/>
 *18 <https://5stardata.info/>

国内では、2010年頃より LOD の普及のための活動が行われるようになった。2011年からは LOD およびオープンデータの研究技術促進を目的としたコンテスト「Linked Open Data チャレンジ Japan」*19 が毎年開催され、さまざまな LOD や LOD を利用したシステムなどが応募されている [乙守 15]。国内で利用可能な LOD も着実に増加しており、例えば、総務省統計局による「統計 LOD」*20 では日本政府の主要な統計データが LOD として公開されている [西村 17]。

5.2 知識グラフの作成手法

実用的な知識グラフを作成するためには、いくつかの手法がある。まず、1番目の手法は、公開されている複数の Linked Data や自己で保有するデータベースなどを組み合わせて作成する手法である。通常、異なる Linked Data では、異なるオントロジーが使われている。そのため、オントロジーや、データベースのスキーマ間で、対応関係を取り、データを整理する必要がある。そのような場合には、オントロジー写像 [市瀬 07] やインスタンスマッチングと呼ばれる関係発見技術 [Nentwig 17] が用いられる。例えば、「birthDate」や「dateOfBirth」のように異なる記述が、同じ意味の誕生日を表していることを発見したり、ある Lined Data で「Harlem (NYC)」と書かれた場所が、別の Linked Data で「Harlemas」と書かれた場所と同じ場所であることなどを発見したりする。このような用途のために、Silk [Volz 09]、LogMap [Jiménez-Ruiz 11]、SLINT+ [Nguyen 12] などのツールが公開されている。この手法では、既存の整理されたデータを利用するため、一定の精度のデータを得ることができるが、利用したい知識を含む Linked Data やデータベース、半構造化データを準備できるのが前提となるため、幅広い知識をつくるのが難しいという問題点がある。

2番目の手法は、テキストから直接、知識グラフを構築する手法である。この手法では、与えられたテキストから、トリプルとなる部分を取り出し、知識グラフを構築する。テキストから、トリプルを取り出すための研究は、主に情報抽出の研究として取り組まれてきており、取り出す関係を限定する場合と、取り出す関係を限定しない場合に分けられ、難易度が大きく異なる。前者としては、Distant Supervision [Mintz 09] という手法が広く知られている。この手法では、すでに知識グラフとして保持している関係を利用して、その関係に言及しているテキストを取り出し、そこから学習することで、関係を表すモデルを構築する。そして、そのモデルを利用することで、関係の予測を行い、テキストから、新たなトリプルを生成する。後者は、OpenIE [Niklaus 18] と呼

ばれ、前者と同様に、テキストから新たなトリプルを生成することができるが、前者とは異なり、既存の知識グラフにない関係も知識グラフに取り入れることができる利点がある。そのようなシステムとしては、NELL [Mitchell 15] や T2KG [Kertkeidkachorn 18] などがある。2番目のテキストを用いて知識グラフを構築する手法は、1番目の Linked Data や (半) 構造化データなどを利用する手法と比較して、精度を高めるのが難しく、誤ったデータが多く混入してしまう問題点がある。しかし、豊富に存在するテキストデータから新たな知識を取り入れられるという大きな利点もある。

3番目の手法は、既存の知識グラフから欠損しているトリプルを予測し補完する手法である。そのような研究は、知識グラフ補完 (Knowledge Graph Completion) と呼ばれ、すでに存在するトリプルの関係を学習することで、データに含まれていない未知の関係の存在を予測する。これをリンク予測 (Link Prediction) と呼ぶ。この手法は大きく、グラフ特徴モデルと潜在特徴モデルに分けることができる [Nickel 16a]。

グラフ特徴モデルの手法では、グラフの特徴を利用して、リンク予測を行う。リンク予測のために、帰納論理プログラミング (ILP: Inductive Logic Programming) [古川 01, Muggleton 14] の枠組みが応用されている。トリプルで表される関係データから、データを構成する規則の学習を行うのである。そのようなシステムとして、AMIE+ [Galárraga 15]、GRank [Ebisu 19] などがある。

潜在特徴モデルでは、既知のデータから潜在特徴を抽出してモデル化し、それを利用することで、リンク予測を行う。その手法は、大きく3種類に分けられる。一つ目は、Translation-Based Model と呼ばれる手法である。この手法では、トリプル $\langle h, r, t \rangle$ の各要素を埋込み*21 で表現し、一定の条件を満たすように学習することで、関係をモデル化する。代表的な手法である TransE [Bordes 13] や、その改良版である TransH [Wang 14]、TransR [Lin 15]、TorusE [Ebisu 18] などが提案されている。二つ目は、Bilinear Model と呼ばれる手法である。この手法では、トリプルで表現される関係を行列で表現することでモデル化して学習を行う。そのようなものとして、RESCAL [Nickel 11]、DistMult [Yang 15]、HolE [Nickel 16b]、ComplEx [Trouillon 16] などが提案されている。三つ目は、Neural Network-based Model と呼ばれる手法である。この手法では、ニューラルネットワークを用いることで、トリプルで表現される関係の予測を行う。そのようなものとして、NTN [Socher 13]、ConvE [Dettmers 18] などが提案されている。

グラフ特徴モデルや、潜在特徴モデルは、さまざまなものが提案されているが、それぞれ違う特徴を用いているため、特性が異なる。その検証を行うために、異なる

*19 <http://lodc.jp/>

*20 <http://data.e-stat.go.jp/lodw/>

*21 ある空間におけるベクトル。

データを用いて実験を行った結果もいくつか報告されている [Meilicke 18, Trouillon 19].

6. 応 用

次に、これまで述べてきた技術が、どのように応用できるのか、産業分野への適用事例を紹介する。ここでは、セマンティック Web, オントロジーに関連する主要な国際会議である International Semantic Web Conference (ISWC)*²², European Semantic Web Conference (ESWC) および、国際論文誌 Journal of Web Semantics, Semantic Web Journal に掲載された最近の論文を中心にして紹介を行う。

6.1 産業用 IoT

産業用 IoT は、大量のデータを収集・共有する産業機器向けのネットワークである。製造業、物流、石油 & ガス、輸送などの産業領域で導入が進みつつある。産業用 IoT の目的の一つは、設備の予防保全である。従来、故障などで設備が機能しなくなった場合、その原因を特定して修理や部品交換を行ってきた。原因の特定に何週間も必要となったり、故障が発生してから対応で部品調達に時間がかかったりすると、設備が稼働しない期間（ダウンタイム）が長期化するおそれがある。予期せぬ故障による機会損失は極めて大きいため、産業用 IoT が注目される以前から、設備にセンサを取り付けてデータを収集し、故障や不具合を事前に察知し未然に防ぐ取り組みが行われていた。

一般に、設備診断では規則を使ったシステムが採用される。診断規則では、センサによって生成されたタイムスタンプ付き測定値に対してフィルタリング、集約、結合、比較などの処理を行い、特定のパターンが検出された場合に警告を出す。多くの場合、これらの診断規則は個々のセンサや設備の特性（識別子や機器構成、保守履歴、製造元など）に依存する。そのため、大規模なシステムでは、エンジニアは数千以上にも及ぶ診断規則を定義する必要がある。診断規則の定義コスト、再利用性、および維持管理が大きな課題となっている。これらの課題を解決するために、Mehdi らはセマンティックレベルの診断規則を規定する新しい言語 SDRL (Semantic Diagnostic Rule Language) を提案している [Kharlamov 19b, Mehdi 17]。オントロジーに基づいて複数のデータソースを仮想統合するために広く利用される Ontology-Based Data Access (OBDA) と呼ばれるアーキテクチャの上で、診断規則を統一的な方法で定義する

ことができる。また、設備やデータに依存した部分は、OBDA における仮想統合層と個別データソースの間の対応付けに局所化できる。シーメンス製の鉄道車両および、発電向けガスタービンを題材にした評価実験では、エンジニアによる診断規則の作成時間を短縮でき、診断規則の実行の際に、データ規模に対するスケーラビリティを確認できたと報告されている。

一方、設備診断では、蓄積された過去のセンサデータ（静的データ）と、設備の現状態に関するストリーム型のセンサデータ（ストリームデータ）の両方を必要とする。静的データは、周期性や季節性のパターンを把握するために参照される。「ガスタービン T01 について、この 1 週間で最も件数の多かった警報は何か」、「直近 3 か月でガスタービン T01 と同型のガスタービンで類似の傾向は見られるか」などは、設備診断の典型例である。設備診断に関するこの要件を満たすために、Kharlamov らは、オントロジーに基づいて静的データとストリームデータを統一的に検索可能なクエリ言語 STARQL (Streaming and Temporal ontology Access with a Reasoning-based Query Language) を提案している [Kharlamov 19a]。STARQL では、センサによる測定値をタイムスタンプ付きトリプルとして表したストリームデータに対し、フィルタリング、集約、結合、比較などのオペレータを利用してクエリを定義する。さらに、STARQL の処理機構を組み込んで OBDA を拡張した Optique と呼ばれるシステムを開発し、シーメンスのガスタービン設備診断や、スタトイル（現 エクイノール）の石油鉤床発見などをユースケースとして評価を行っている。Optique 上では、ビジュアルに STARQL クエリを組み立てるエンジニア向けの機能を提供するなど、実践的な取り組みを行っている [Soylu 18]。

6.2 リスク管理

企業にとって、クライアント契約におけるリスク管理は、コストのかかるプロセスである。毎年数万件以上の契約に対してリスク評価を行っている企業もある。契約ごとに、多種多様な情報ソースからデータを集約してリスクレベルを算出し、特にリスクレベルの高い契約に対しては、品質保証責任者を割り当てている。品質保証責任者の重要な責務の一つは、プロジェクトチームがリスク軽減のために適切な措置を取るよう監督することである。リスクレビューのプロセスを監視し、議事録や他の情報などからチームが見直すべきアクションの収集、および選択を行う*²³。一人の品質保証責任者が複数の契約を監督することが多いが、契約ごとに扱うリスクや背景が異なり、関連情報の収集と理解に時間を要することがある。意思決定を迅速化するために、アクションの選

*22 「セマンティックウェブとオントロジー研究会」では、毎年開催される ISWC のサーベイを行っている。資料は、<http://www.sigsw.org/ISWC-Survey/> にまとまっているので、興味のある読者は参照していただきたい。

*23 例えば、即時の注意を要するアクションや、結果により大きな影響を及ぼすアクションなど。

択にかかるプロセスの合理化が求められている。

この課題を解決するため，Wuらはリスク管理システムに機械学習を段階的に導入し，過去の契約案件とその記録に基づき，品質保証責任者に対してアクション候補を推薦するシステムを構築している [Wu 17]。しかし，契約経験の浅い品質保証責任者にとって，単にアクションが推薦されるだけでは，その理由や内容の理解が困難である。そこで，議事録などの記録から抽出した情報を企業データなどと統合した知識グラフを構築し，契約案件の内容と品質保証責任者のプロフィールに基づいてアクション候補，およびその文脈説明を提示する機能を開発した。アクセシビリティにおいて，経験レベルの異なる20人の品質保証責任者によって実施された評価では，従来よりも迅速にアクションを選定でき，特に経験の浅い品質保証責任者にとって効果的であったと報告されている。

6.3 e コマース

多くのオンラインショッピングモールがさまざまな国でサービスを展開している。モールにおけるユーザ体験を高め，コンバージョン率や総売上高を改善する手段の一つとして，販売されている商品データの構造化が重要である。構造化により，売上情報と商品属性の関連付けが可能となる。多くの場合，モールへ出店している各店舗が商品情報をテキスト形式で記述しており，属性データの抽出はコストの高いものとなっている。

Charronらは，楽天のモールがもつ約38000の商品クラスからなるタクソノミー（商品の分類）を拡張するために，商品説明を含むHTMLページから商品の属性，および属性値を自動抽出する方式を開発している [Charron 16]。商品クラスのそれぞれに対して広く属性を抽出すると，ユーザの購買行動との関係が希薄になったり，タクソノミー全体として不均一になってしまう。そこで，商品クラス（タクソノミー上の部分ツリー）に対して，GMS diversityと呼ばれる売上への寄与度を表す指標を導入している。これにより，ユーザの購買行動を促進して売上増加が見込まれる商品クラスおよびその共通属性を特定することができる。例えば，赤ワインのクラスでは，人気商品が分散しており，ユーザを適切に誘導することで売上増加が見込まれるという。属性データ抽出には半教師あり学習であるブートストラップ法を利用しており，商品クラスごとにシード（種）となるHTMLページを与えて，HTMLタグを解析して属性，および属性値のデータを抽出する。Word2Vecを利用したコンテキスト情報の抽出や，ユーザ検索ログにおける頻度情報の活用など，抽出精度を高めるための工夫がなされている。

6.4 創薬

臨床現場では，治療目的を果たすために複数の薬物が

投与される場合が多く，併用薬物間の相互作用は患者の健康と医療システムに大きな負担となる。臨床試験では薬物間相互作用が十分かつ正確には特定されず，また既存の情報源も不完全，または不正確であることが知られている。

創薬における計算機活用の一つとして，知識グラフを利用した薬物間相互作用の予測が期待されている。Abdelazizらは，薬物関連の情報（薬物の属性，酵素，化学構造，パスウェイなど）を統合した大規模な知識グラフを構築し，薬物間の類似度に基づいて薬物間相互作用を予測するフレームワークTiresiasを提案している [Abdelaziz 17]。薬物間の類似度として，局所の特徴と大局的特徴を利用している。局所の特徴は，化学タンパク質相互作用や作用メカニズム，副作用などで，知識グラフ上で1ホップ離れた直接的な情報として定義される。一方，大局的特徴は，局所の特徴の組合せにより，薬物間に明示的に見られない関係性を捉える。具体的には，Word2Vecによる単語埋込み，およびTransE, HoIEによるグラフ埋込みを利用し，ベクトル空間上で類似度を算出する。2種類の特徴量を利用してロジスティクス回帰モデルを定義し，薬物間相互作用の候補を予測した結果，新たな相互作用候補を発見できたと報告されている。

7. おわりに

本稿では，知識を概念の間の関係を用いて表現する，オントロジー，知識グラフを中心に，応用までを含めて，知識の取扱い方を過去から現在まで概観した。知識を用いた人工知能システムは，その知識をどのようにつくるかが常に問題となっていたが，機械学習を使って膨大なデータから知識を生成するだけではなく，現在では，オントロジーという知識を作成するための方法論が整備されるとともに，Linked Open Dataのような膨大な知識リソースも利用可能となっており，導入のための敷居も大幅に下がっている。

冒頭に触れたように，人工知能システムが知的な処理を行うためには，何らかの形式で知識を外部からシステム内に取り込み，その知識を機械が利用する仕組みが必要となる。計算機内部で知識をどのように表現するかについては，これまでもさまざまな議論が行われてきたが，本稿では，オントロジーや知識グラフなど，記号で知識を表現する手法を中心に解説を行った。他のアプローチとして，知識をベクトルなどで表現する分散表現も，主にニューラルネットワークの分野で使われてきた。歴史的には，二つのアプローチは，互いに交わる部分が少なかったが，5章「知識グラフ」でも触れたように，埋込みを介して，両者が互いにつながるようになってきており，急速に近づいてきている。今後の技術発展にも，まだまだ注目していく必要があるだろう。

紙数の都合上、解説ができなかった部分も多々あるが、本稿によって、この分野に対する読者の興味、理解が少しでも高まれば、幸いである。

◇ 参考文献 ◇

- [Abdelaziz 17] Abdelaziz, I., Fokoue, A., Hassanzadeh, O., Zhang, P. and Sadoghi, M.: Large-scale structural and textual similarity- based mining of knowledge graph to predict drug-drug interactions, *J. of Web Semantics*, Vol. 44, pp. 104-117 (2017)
- [Berners-Lee 01] Berners-Lee, T., Hendler, J. and Lassila, O.: The semantic web, *Scientific American*, Vol. 284, No. 5, pp. 34-43 (2001)
- [Berners-Lee 06] Berners-Lee, T.: Linked data - design issues, <https://www.w3.org/Designissues/LinkedData.html> (2006)
- [Bordes 13] Bordes, A., Usunier, N., García-Durán, A., Weston, J. and Yakhnenko, O.: Translating embeddings for modeling multirelational data, *Proc. 27th Conf. on Neural Information Processing Systems*, pp. 2787-2795 (2013)
- [Buchanan 84] Buchanan, B. G. and Shortliffe, E. H., eds.: *Rule- Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*, Addison-Wesley (1984)
- [Charron 16] Charron, B., Hirate, Y., Purcell, D. and Rezk, M.: Extracting semantic information for e-commerce, *Proc. 15th International Semantic Web Conference*, pp. 273-290 (2016)
- [Dettmers 18] Dettmers, T., Minervini, P., Stenetorp, P. and Riedel, S.: Convolutional 2D knowledge graph embeddings, *Proc. 32nd AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1811-1818, AAAI Press (2018)
- [Ebisu 18] Ebisu, T. and Ichise, R.: TorusE: Knowledge graph embedding on a lie group, *Proc. 32nd AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1819-1826, AAAI Press (2018)
- [Ebisu 19] Ebisu, T. and Ichise, R.: Graph pattern entity ranking model for knowledge graph completion, *Proc. 2019 Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pp. 988-997, Association for Computational Linguistics (2019)
- [古川 01] 古川康一, 尾崎知伸, 植野 研: 帰納論理プログラミング, 共立出版 (2001)
- [Galárraga 15] Galárraga, L., Teflioudi, C., Hose, K. and Suchanek, F. M.: Fast rule mining in ontological knowledge bases with AMIE+, *The VLDB Journal*, Vol. 24, No. 6, pp. 707-730 (2015)
- [Gruber 93] Gruber, T. R.: A translation approach to portable ontology specifications, *Knowledge Acquisition*, Vol. 5, No. 2, pp. 199-220 (1993)
- [Heath 11] Heath, T. and Bizer, C.: *Linked Data: Evolving the Web into a Global Data Space*, Morgan & Claypool Publishers (2011)
- [Horrocks 14] Horrocks, I., Patel-Schneider, P. F., Boley, H., Tabet, S., Grosz, B. and Dean, M.: SWRL: A semantic web rule language combining OWL and RuleML (2014), <https://www.w3.org/Submission/SWRL/>
- [市瀬 07] 市瀬龍太郎: 情報の意味的な統合とオントロジー写像, *人工知能学会誌*, Vol. 22, No. 6, pp. 818-825 (2007)
- [市瀬 09] 市瀬龍太郎: オントロジー学習—計算機によるオントロジー構築—, *信学誌*, Vol. 92, No. 9, pp. 791-795 (2009)
- [市瀬 19] 市瀬龍太郎: 知識ベース, 伝統的な知識表現と推論, *電子情報通信学会* (2019)
- [Jiménez-Ruiz 11] Jiménez-Ruiz, E. and Grau, B. C.: LogMap: Logic-based and scalable ontology matching, *Proc. 10th Int. Semantic Web Conference*, pp. 273-288, Springer (2011)
- [人工知能学会 17] 人工知能学会 編: 人工知能学大事典, 共立出版 (2017)
- [兼岩 09] 兼岩 憲: 記述論理と Web オントロジー言語, オーム社 (2009)
- [Kertkeidkachorn 18] Kertkeidkachorn, N. and Ichise, R.: An automatic knowledge graph creation framework from natural language text, *IEICE Trans. on Information and Systems*, Vol. 101-D, No. 1, pp. 90-98 (2018)
- [Kharlamov 19a] Kharlamov, E., Kotidis, Y., Mailis, T., Neuenstadt, C., Nikolaou, C., Özçep, Ö., Svingos, C., Zheleznyakov, D., Ioannidis, Y., Lamparter, S., Möller, R. and Waaler, A.: An ontology-mediated analytics-aware approach to support monitoring and diagnostics of static and streaming data, *J. of Web Semantics*, Vol. 56, pp. 30-55 (2019)
- [Kharlamov 19b] Kharlamov, E., Mehdi, G., Savković, O., Xiao, G., Kalayci, E. G. and Roshchin, M.: Semantically-enhanced rule-based diagnostics for industrial internet of things: The SDRL language and case study for siemens trains and turbines, *J. of Web Semantics*, Vol. 56, pp. 11-29 (2019)
- [古崎 02] 古崎晃司, 來村徳信, 池田 満, 溝口理一郎: 「ロール」および「関係」に関する基礎的考察に基づくオントロジー記述環境の開発, *人工知能学会論文誌*, Vol. 17, No. 3, pp. 196-208 (2002)
- [古崎 10] 古崎晃司: オントロジー利用研究の分類と傾向分析, *人工知能学会誌*, Vol. 25, No. 4, pp. 475-484 (2010)
- [López 99] López, M. F., Gómez-Pérez, A., Sierra, J. P. and Sierra, A. P.: Building a chemical ontology using methontology and the ontology design environment, *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 14, No. 5, pp. 37-45 (1999)
- [Lin 15] Lin, Y., Liu, Z., Sun, M., Liu, Y. and Zhu, X.: Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion, *Proc. 29th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 2181-2187, AAAI Press (2015)
- [Lindsay 93] Lindsay, R. K., Buchanan, B. G., Feigenbaum, E. A. and Lederberg, J.: DENDRAL: A case study of the first expert system for scientific hypothesis formation, *Artificial Intelligence*, Vol. 61, No. 2, pp. 209-261 (1993)
- [Mehdi 17] Mehdi, G., Kharlamov, E., Savkovic, O., Xiao, G., Kalayci, E. G., Brandt, S., Horrocks, I., Roshchin, M. and Runkler, T. A.: Semantic rule-based equipment diagnostics, *Proc. 16th Int. Semantic Web Conference*, pp. 314-333, Springer (2017)
- [Meilicke 18] Meilicke, C., Fink, M., Wang, Y., Ruffinelli, D., Gemulla, R. and Stuckenschmidt, H.: Fine-grained evaluation of rule- and embedding-based systems for knowledge graph completion, *Proc. 17th Int. Semantic Web Conference*, pp. 3-20 (2018)
- [Mintz 09] Mintz, M., Bills, S., Snow, R. and Jurafsky, D.: Distant supervision for relation extraction without labeled data, *Proc. 47th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 4th Int. Joint Conf. on Natural Language Processing of the AFNLP*, pp. 1003-1011 (2009)
- [Mitchell 15] Mitchell, T., Cohen, W., Hruschka, E., Talukdar, P., Betteridge, J., Carlson, A., Dalvi, B., Gardner, M., Kisiel, B., Krishnamurthy, J., Lao, N., Mazaitis, K., Mohamed, T., Nakashole, N., Platanios, E., Ritter, A., Samadi, M., Settles, B., Wang, R., Wijaya, D., Gupta, A., Chen, X., Saparov, A., Greaves, M. and Welling, J.: Never-ending learning, *Proc. 29th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 2302-2310 (2015)
- [溝口 94] 溝口理一郎: 知識の共有と再利用研究の現状と動向, *人工知能学会誌*, Vol. 9, No. 1, pp. 3-9 (1994)
- [溝口 05] 溝口理一郎: オントロジー工学, オーム社 (2005)
- [森田 10] 森田武史, 山口高平: オントロジー学習の現状と動向, *人工知能学会誌*, Vol. 25, No. 3, pp. 354-365 (2010)
- [森田 14] 森田武史, 山口高平: 業務ルール管理システム BRMS の現状と動向, *人工知能*, Vol. 29, No. 3, pp. 277-285 (2014)
- [Muggleton 14] Muggleton, S. H. and Watanabe, H., eds.: *Latest Advances in Inductive Logic Programming*, World Scientific (2014)
- [Musen 15] Musen, M. A. and the Protégé Team: The Protégé Project: A look back and a look forward, *AI Matters*, Vol. 1, No. 4, pp. 4-12 (2015)
- [Nentwig 17] Nentwig, M., Hartung, M., Ngomo, A. N. and Rahm, E.: A survey of current link discovery frameworks, *Semantic*

- Web, Vol. 8, No. 3, pp. 419-436 (2017)
- [Nguyen 12] Nguyen, K., Ichise, R. and Le, B.: SLINT: A schema-independent linked data interlinking system, *Proc. 7th Int. Workshop on Ontology Matching* (2012)
- [Nickel 11] Nickel, M., Tresp, V. and Kriegel, H.-P.: A Three-Way Model for Collective Learning on Multi-Relational Data, *Proc. 28th Int. Conf. on Machine Learning*, pp. 809-816, Omnipress (2011)
- [Nickel 16a] Nickel, M., Murphy, K., Tresp, V. and Gabrilovich, E.: A review of relational machine learning for knowledge graphs, *Proc. IEEE*, Vol. 104, No. 1, pp. 11-33 (2016)
- [Nickel 16b] Nickel, M., Rosasco, L. and Poggio, T. A.: Holographic embeddings of knowledge graphs, *Proc. 30th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1955-1961, AAAI Press (2016)
- [Niklaus 18] Niklaus, C., Cetto, M., Freitas, A. and Handschuh, S.: A survey on open information extraction, *Proc. 27th Int. Conf. on Computational Linguistics*, pp. 3866-3878 (2018)
- [西村 17] 西村正貴: Linked Open Data (LOD) による統計データの提供: 政府統計データ (e-Stat) の新しい形, *情報管理*, Vol. 59, No. 12, pp. 812-821 (2017)
- [Noy 01a] Noy, N. F. and McGuinness, D. L.: Ontology development 101: A guide to creating your first ontology, *Stanford KSL Report*, Vol. 1, No. 5 (2001)
- [Noy 01b] Noy, N. F., Sintek, M., Decker, S., Crubézy, M., Ferguson, R. W. and Musen, M. A.: Creating semantic web contents with Protégé-2000, *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 16, No. 2, pp. 60-71 (2001)
- [乙守 15] 乙守信行, 中辻真, 萩野達也: オープンデータの普及促進を加速させるコンテストの開催: LOD チャレンジ Japan の取組み, *人工知能*, Vol. 30, No. 5, pp. 598-604 (2015)
- [OWL 12] OWL 2 Web Ontology Language Document Overview (2nd Edition), <https://www.w3.org/TR/owl2-overview/> (2012)
- [Paulheim 17] Paulheim, H.: Knowledge graph refinement: A survey of approaches and evaluation methods, *Semantic Web*, Vol. 8, No. 3, pp. 489-508 (2017)
- [RDF 14] : RDF 1.1 Primer, <https://www.w3.org/TR/rdf11-primer/> (2014)
- [RIF 13] RIF Overview (2nd Edition), <https://www.w3.org/TR/rif-overview/> (2013)
- [Socher 13] Socher, R., Chen, D., Manning, C. D. and Ng, A. Y.: Reasoning with neural tensor networks for knowledge base completion, *Proc. 27th Conf. on Neural Information Processing Systems*, pp. 926-934 (2013)
- [Soylu 18] Soyulu, A., Kharlamov, E., Zheleznyakov, D., Jiménez-Ruiz, E., Giese, M., Skjæveland, M. G., Hovland, D., Schlatte, R., Brandt, S., Lie, H. and Horrocks, I.: OptiqueVQS: A visual query system over ontologies for industry, *Semantic Web*, Vol. 9, No. 5, pp. 627-660 (2018)
- [SPARQL 13] SPARQL 1.1 Overview, <https://www.w3.org/TR/sparql11-overview/> (2013)
- [Suárez-Figueroa 15] Suárez-Figueroa, M. C., Gómez-Pérez, A. and Fernández-López, M.: The NeOn methodology framework: A scenario-based methodology for ontology development, *Applied Ontology*, Vol. 10, No. 2, pp. 107-145 (2015)
- [Trouillon 16] Trouillon, T., Welbl, J., Riedel, S., Gaussier, É. and Bouchard, G.: Complex embeddings for simple link prediction, *Proc. 33rd Int. Conf. on Machine Learning*, Vol. 48 of *JMLR Workshop and Conf. Proceedings*, pp. 2071-2080, JMLR.org (2016)
- [Trouillon 19] Trouillon, T., Gaussier, É., Dance, C. R. and Bouchard, G.: On inductive abilities of latent factor models for relational learning, *J. of Artificial Intelligence Research*, Vol. 64, pp. 21-53 (2019)

- [土屋 03] 土屋 俊, 中島秀之, 中川裕志, 橋田浩一, 松原 仁, 大澤幸生, 高間康史 編: AI 事典, 第 2 版, 共立出版 (2003)
- [Uschold 99] Uschold, M. and Jasper, R.: A framework for understanding and classifying ontology applications, *Proc. IJCAI-99 Workshop on Ontologies and Problem-Solving Methods* (1999)
- [Volz 09] Volz, J., Bizer, C., Gaedke, M. and Kobilarov, G.: Discovering and maintaining links on the web of data, *Proc. 8th Int. Semantic Web Conference*, pp. 650-665 (2009)
- [Wang 14] Wang, Z., Zhang, J., Feng, J. and Chen, Z.: Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes, *Proc. 28th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1112-1119, AAAI Press (2014)
- [Wu 17] Wu, J., Lécué, F., Guéret, C., Hayes, J., Moosdijk, van de S., Gallagher, G., McCanney, P. and Eichelberger, E.: Personalizing actions in context for risk management using semantic web technologies, *Proc. 16th Int. Semantic Web Conference*, pp. 367-383, Springer (2017)
- [Yang 15] Yang, B., Yih, W., He, X., Gao, J. and Deng, L.: Embedding entities and relations for learning and inference in knowledge bases, *Proc. 3rd Int. Conf. on Learning Representations* (2015)

2019年6月10日 受理

著者紹介



市瀬 龍太郎 (正会員)

1995年東京工業大学工学部情報工学科卒業。2000年同大学院情報理工学研究科計算工学専攻博士課程修了。博士(工学)。同年より国立情報学研究所助手、助教授を経て、現在、同研究所情報学プリンシプル研究系准教授。総合研究大学院大学准教授、産業技術総合研究所招聘研究員を併任。機械学習、知識発見、知識処理などの研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会各シニア会員。AAAI, 日本認知科学会各会員。本学会理事、本誌編集委員長。



古崎 晃司 (正会員)

1997年大阪大学工学部電子工学科卒業。2002年同大学院工学研究科博士後期課程修了。同年、化学工学会嘱託研究員、同年12月大阪大学産業科学研究所助手、2008年同准教授、2019年より大阪電気通信大学教授、現在に至る。博士(工学)。オントロジー工学の基礎理論、オントロジー構築・利用環境の設計・開発、セマンティック Web, Linked Data, 医療、環境など各種領域におけるオントロジー開発・応用に関する研究に従事。Linked Open Data チャレンジにおいて、ライブサイエンス賞 (2013年)、アプリケーション部門優秀賞 (2014年) を受賞。2014年オープンデータ・アプリコンテスト技術賞受賞。情報処理学会、電子情報通信学会、医療情報学会、International Association for Ontology and Its Applications 各会員。



長野 伸一 (正会員)

1999年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年、株式会社東芝入社。現在、同社研究開発センター主任研究員。博士(工学)。2014~15年本学会理事、2018年より、セマンティックウェブとオントロジー研究会主査。主として、セマンティック Web, Linked Data, 知識グラフに関する研究開発に従事。電子情報通信学会、情報処理学会各会員。