

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 6 月 13 日現在

機関番号：32689

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2013～2016

課題番号：25280117

研究課題名(和文)意味の対応付けによる辞書資源群の多言語セマンティックWeb化

研究課題名(英文)Building Multilingual Lexical-Semantic Web by Sense Linking

研究代表者

林 良彦(Hayashi, Yoshihiko)

早稲田大学・理工学術院・教授(任期付)

研究者番号：80379156

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 14,000,000円

研究成果の概要(和文)：異なる言語の異なる概念体系を持つ辞書資源を意味の対応付けによりLinked Dataの基盤上で連携させるための方法論について研究し、語彙概念間の意味的な対応付け、対応の意味関係分類を機械学習により行う方法を提案した。実験を通して基本的な有効性を評価するとともに今後の課題を抽出した。なお、研究の進捗に合わせて、文の意味的類似度の計算、単語・語義・概念に関する分散表現の意味タスクにおける高度利用についてのサブテーマを設定した。これらの成果は、本研究課題の枠組みを超えた汎用性を有すると考える。

研究成果の概要(英文)：We studied a methodology for linking lexical-semantic resources with different conceptual systems in different languages on the basis of Linked Data. The key element of the proposal is "linking by meaning": the probabilistic correspondences of concept-defining words and the semantic similarity between gloss texts are utilized in a machine learning-based framework. Through empirical results, we confirmed that the fundamental applicability of the method, and mined future research issues. Moreover, in accordance with the progress of the research, we carried out researches on the computation of cross-lingual semantic sentential similarities and the utilization of distributed representation of word meanings.

研究分野：言語情報処理

キーワード：情報資源の構築・管理 意味属性 意味的類似度 セマンティックWeb リンクデータ 分散表現 機械学習 概念の想起関係

1. 研究開始当初の背景

本研究課題は 2013 年度に開始した。当時は、セマンティック Web の理念をそのままに実装することの困難さが認識され始め、Linked Open Data の考え方が大きな注目を浴び始めていた。また、多言語を扱う Web 上の翻訳サービスが徐々に一般化（注：ただし翻訳品質は現在よりかなり劣っていた）しており、これを支える多言語の意味資源を Linked Data の基盤の上で連携させることが重要な課題となった（引用文献①）。一方、自然言語処理、言語資源管理の分野においては、機械学習に基づく手法がすでに一般化していたが、ニューラルネットワークを利用した深層学習に基づく解析手法や、単語の意味を実数値のベクトルによる分散表現として構成する手法が脚光を浴びつつあった。

2. 研究の目的

上記のような背景のもと、本研究課題は、各国語における語彙が持つ意味の対応付けに基づいて、多言語の辞書資源群を Linked Data の基盤上で連携させる方法論を明らかにすることを目的とした。この目的のために、機械学習の手法に基づく異言語文間の意味的類似度の計算、単語・語義・概念に対する分散表現の高度利用、機械学習や Linked Data による構造化において有用な言語的な属性情報の体系を示すことに重点を置いた。

3. 研究の方法

意味の対応付けは、語彙概念がベースとなる。以下の方針・方法により研究を実施した。

- (1) 異言語というだけでなく、概念構成が異なる辞書資源を研究対象とするべきとの認識にたち、Princeton WordNet（英語）と EDR 電子化辞書（日本語）を利用した。
- (2) 辞書の見出し語だけでなく、自然言語文で記述される意味記述が重要な手がかりになるため、文間の意味的類似度を適切に求めることを重要なサブテーマとして設定した。
- (3) 文間の意味的類似度の計算においては、機械学習ベースの方法論を取り入れることとし、さらに、Word2Vec に代表される単語の分散表現を利用した。
- (4) 単語の分散表現を意味のレベル（語義、概念）に拡張した意味表現の高度な利用法や、心理的な意味属性の Linked Data 上での利用や概念の想起関係の機械学習による推定を取り扱った。

4. 研究成果

以下の 4 つのサブテーマに分けて、研究内容・主要な結果を報告する。

(1) 異言語の語彙概念の対応付け

異言語における語彙的意味資源 (lexical semantic resources) をオープンかつ相互運用性が確立した環境において連携させ、多言語環境で利用することや多言語システム・サービスに適用することには大きな意義がある。

この課題は、オントロジー工学におけるオントロジーアライメントやオントロジーマッチングと深く関係している（引用文献②）。大規模な意味的語彙資源を考えた場合、語彙資源全体の間を整合的に対応付けることには大きな困難が伴う。そこで本研究課題では、語彙資源を構成する基本単位である語彙概念 (lexical concept) を機会主義的にアドホックに対応付けているという現実的なアプローチを採った。具体的には、日本語の意味資源 (EDR) の概念に対して、英語の意味的語彙資源 (Princeton WordNet: PWN) の語彙概念 (PWN における synset) に対応付けていく枠組 (図 1) を設定し、要素技術の研究を進めた。

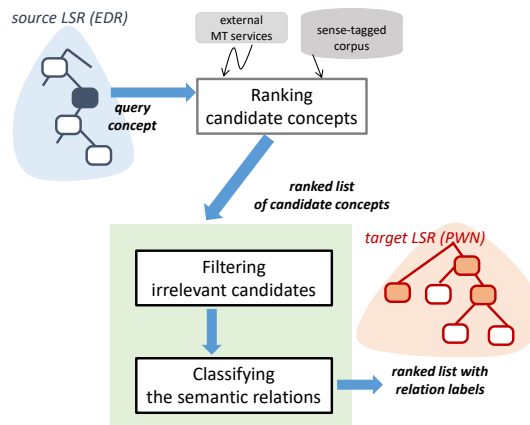


図 1: 異言語の概念の対応付けの枠組み

この枠組みにおいては、指定された EDR の日本語概念に対して、まず同義・類義と考えられる PWN の synset 候補を求め、これらに対応付けの良さによりランキングする。得られたランクリストの中には、同義・類義の関係により対応する synset も含まれるが、その他の様々な関係により関連している synset や、全く無関係な synset も含まれる。そこで、次段階のステップにおいては、無関係な synset をフィルタリングし、残された synset と与えられた EDR 概念との意味関係が何であるかの分類を試みる。

① 語彙概念の対応付けとランキング: (学会発表:⑩) 異なる語彙資源における語彙概念の対応付けにおいて利用できる情報は、(a) 概念を規定する同義語集合、(b) 自然言語による語彙概念の定義・説明文、(c) 上位-下位関係などの意味関係により構成される語彙資源のネットワーク構造である。本研究においては、これらの情報による手がかりを統合するが、(a) に関しては、確率的な対応付けを行う。また、(b) においては、定義・説明文を比較し類似度を求める際に (c) のネットワーク構造を利用し、候補の語彙概念の近傍に配置された語彙概念の定義・説明文を利用する。

(a) については、以下の $pscore(s, t)$ により同義語集合間の類似度を計算する。ここで、 s は指定された原言語の語彙概念、 $\sigma(s)$ は s の同義語集合、 t は候補となる目的言語の語彙概念である。 $\omega(x_i, s, t)$ は s を構成する単語 x_i と候補概念 t との対応の度合いを表す重み、

$\tau_w(x)$ は s 中の単語 x に対する翻訳語であり、これを求めるためには対訳辞書を利用する。また、 $p(y_i/t)$ は語彙タグ付きのコーパス、 $p(y_j/x)$ は対訳コーパスから最尤推定などによって求める。

$$pscore(s, t) \equiv \sum_{x_i \in \sigma(s)} \omega(x_i, s, t) \times pscore'(x_i, t)$$

$$pscore'(x, t) \equiv p(t|x) = p(t) \sum_{y_j \in \tau w(x)} \frac{p(y_j|t)p(y_j|x)}{p(y_j)}$$

(b), (c)については、以下の $gscore(s, t)$ により s の定義・説明文と t に関連する概念集合における定義・説明文群との類似度を計算する。ここで、 R は考慮に入れる目的言語の語彙資源における意味関係の集合であり、 $\tau_r(x)$ は原言語のテキスト x を目的言語に翻訳する関数である。 $TextSim(x, y)$ は 2 つのテキスト間の意味的類似度を計算する関数であり、単語のオーバーラップにより求める。

$$gscore(s, t) \equiv \frac{\sum_{(r_i, r_j) \in R} TextSim(\tau_r(r_i(s)), r_j(t))}{|R|}$$

入力概念に対して対応する概念を求める際は、上記のスコアを重み β により以下のように統合してランキングを行う。

$$score(s, t) \equiv (1-\beta)pscore(s, t) + \beta gscore(s, t)$$

196 の日本語 EDR 概念を対象として行った対応付け実験においては、得られたランキングに対して、同義・類語関係と認定できるもの (Syn-level)、その他の何らかの意味関係が認定できるもの (Rel-level) の 2 段階の評定を行った。評価尺度は、S@1 (1 位に該当の概念が選ばれる概念の割合)、MAP (該当概念の平均順位) を用いた。図 2 に結果を示す。

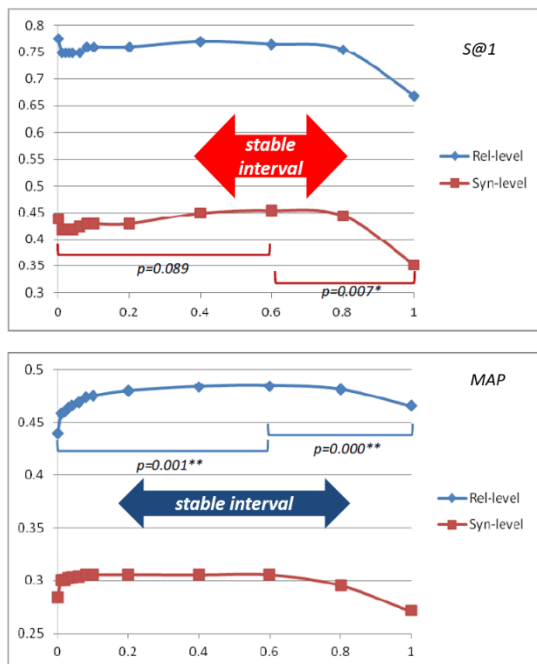


図 2: 対応付けの実験結果

この実験結果から以下のようなことが分かったので、(1)②や(2)に述べるサブテーマを重

点的に推進した。

- ・同義・類義関係を他の意味関係から区別することは難しい。語彙資源の有効利用の観点からは、その他の意味関係も適切に細分類して対応するラベル付をすることが望ましい。
- ・概念の定義・説明文を利用することは有効であり、その意味的類似度の計算を高度化することが極めて重要である。

なお、定義・説明文の類似度を求めるために機械翻訳を利用するが、複数の機械翻訳を利用して冗長度を上げるが有用であった。

② 語彙概念間の意味関係の分類: (学会発表: ⑦) 対応付けの精度に関する結果からも分かる通り、ランキングの中には、クエリとして与えられた原言語の概念と無関係なものが含まれる。そこで、これらを一つの「無意味な」意味関係とみなし、他の意味関係と合わせた多クラス分類問題として、候補として得られた目的語概念のフィルタリングと分類を教師付き学習の枠組みで試みた。分類器としてはランダムフォレストを用いた。利用した素性は以下のとおりであり、ablation テストの結果からは、対応付けスコア、および、分散表現を用いた意味的類似度が有用であったことが分かった。

- ・候補のランキングにおいて計算され用いられたスコア ($score$, $pscore$, $gscore$).

- ・意味クラスと品詞。それぞれの語彙資源が有する意味体系中における上位の意味クラス、および、品詞。

- ・グラフ理論的特徴量: それぞれの意味ネットワークにおける抽象度、接点としての重要度など。

- ・単語の分散表現を用いた場合の定義・説明文の意味的類似度。

- ・下記に示すアライメントを用いた場合の定義・説明文の意味的類似度。

得られた主な結果は以下のとおりである。

- ・フィルタリングの精度は F1 尺度で 0.80 前後であり、ある程度の精度で無関係な候補概念は排除できる。

- ・意味関係の分類、4 種の意味関係を対象とする粗い分類体系においては、同義語関係: 0.52、類義語関係: 0.400 という結果 (F1 尺度) が得られたが、上位、下位関係については、それぞれ 0.27, 0.16 程度となり、これらを正しく分類することは極めて困難であることが確認された。

③ 動詞概念の対応付け: (学会発表: ⑫) 動詞概念においては、言語の違い、概念体系整理の違いが大きく現れる。EDR と PWN に対して、統計的な翻訳手法の応用により対応付けの可能性と限界を明らかにした。

(2) 異言語文間の意味的類似度 (学会発表: ⑧, ⑩, ⑬, ⑮)

異言語の辞書資源の語彙概念を意味に基づいて対応付けする際の重要な情報源として、語義・概念の定義・説明文がある。この手がかりを有効に利用するためには、異言語文間の意味的類似を適切に予測・計算できることが

必要になる。そこで、図3に示すように、まず機械翻訳により類似度を計算する基底言語への変換し、次に単言語での意味的類似度を計算する枠組みにより研究を進めた。

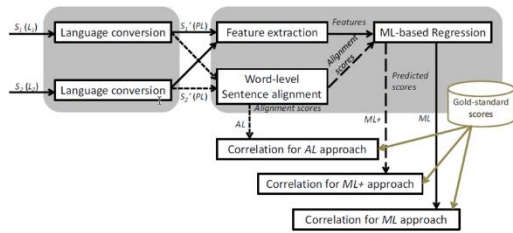


図3: 異言語文間の意味的類似度推定

① 各種の言語属性を機械学習による統合(図2のMLアプローチ): 以下に基づく言語属性の組合せを回帰モデルにより学習した。

- 単語集合の重なり
- 単語N グラムの重なり
- LSA による単語意味ベクトル
- 上記に情報量により重み付けしたもの
- 固有表現の重なり
- WordNe に基づく類似度

その結果、ある程度良好な結果を得た。

② 異言語間のアライメントの利用 (AL アプローチ): Sultan らにより提案された手法(引用文献③)により、類似度の対象となる文ペアにおける単語のアライメント(文ペアにおける単語の対応付け)を行い、対応付けられた単語の割合の調和平均をアライメントの良さを表すアライメントスコア計算する。これを意味的類似度計算における属性として利用する。Sultan らの手法は英語を対象としたものであるため、ほぼ等価な言語現象を扱う日本語、中国語のアライメント処理を独自に実装した。実験結果からは、本手法により、各種の言語属性を利用する ML アプローチに匹敵する精度が得られることが分かった。

③ 両者の統合(ML+アプローチ)と機械翻訳精度の影響の調査: ML, AL のアプローチを回帰学習により統合した ML+アプローチが最も良い結果を示した。また、この枠組においては最終的な意味的類似度の適切さは利用する機械翻訳の精度に依存するため、その影響を詳細に調査した。その結果、概ね以下のことが分かった。

・単言語タスクの結果を比較すると、平均して9割程度の精度が得られ、これは妥当な範囲であると考えられる。

・予想通り、基底言語への翻訳回数は少ないほうが良い。多言語の翻訳サービスが比較的高品質に利用できる現状では、この条件を達することは比較的容易と考えられる。

・言語対によって機械翻訳の質には差があるが、類似度計算に与える影響は大きくない。

(3) 単語・語義・概念の分散表現の意味タスクへの適用

Word2Vec に代表される単語の分散表現は、単語の意味をロバストに表現することができ可用性が高い。しかしながら、単語が持つ複

数の意味(語義)が一つのベクトルとしてまとめて表現されるという問題がある。単語の分散表現を入力とし、辞書資源のネットワーク構造を利用し、語義・概念に対しても分散表現を割り当てる方法として AutoExtend (引用文献④)と呼ばれる手法に注目し、これを以下の意味タスクに適用する手法を検討し、良好な結果を得た。

① 単語間の意味的類似度・関連度: (学会発表:①, ⑨) 語義・概念の分散表現を用いて単語間の類似度・関連度を表すため、単語を、その単語が持つ語義、あるいは、その語義の属する概念の集合とみなし、それらの集合を用いて類似度・関連度を算出した。テストセットに対して得られた意味的類似度・関連度と人手により付与されたスコアとの相関により評価を行った結果、単語間の意味的類似度については、概念の分散表現を用いた場合に語義の分散表現や単語の分散表現を上回る結果が得られた。一方で、単語間の意味的関連度については、語義・概念双方ともに単語の分散表現を上回る結果は確認できなかった。単語の意味的類似性(同義性)は、単語の持つ特定の語義(概念)の間に定義されるものであるのに対し、単語の意味的関連性は、単語の持つ語義を包括的に扱う必要があることが分かった。

② 単語間の意味関係の分類: (学会発表:②, ④) 単語間の意味関係の分類タスクでは、与えられた単語ペアに対してその間に存在する意味関係を分類し、正解ラベルと比較することで評価を行った。実験においては、使用したテストセットにおいて設定されている5つの意味関係(hypernymy (上位-下位), coordinate (上位概念が共通), meronymy (全体-部分), attribute (被形容-形容), event (主体-動作))について分類を行った。その際、例えば「単語ペア $w1:w2$ について、 $w2$ が $w1$ の上位語であるならば、 $w1$ の上位概念($w1$ の上位語の概念)と $w2$ の概念が類似するはずである」というように、「単語ペアに特定の意味関係が成立する可能性は、その意味関係に応じて各単語と関連付けられた語義・概念の集合間の類似度によって表される」(図4)と仮定して計算した類似度、及び類似度計算に使用したベクトルを素性とする教師付き学習を行った。

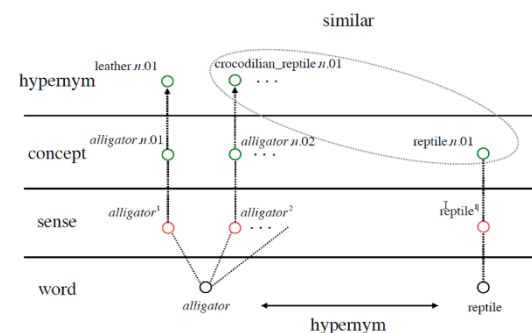


図4: 単語間の意味関係の分類

その結果、単語の分散表現のみを素性として教師付き学習を行う従来手法を大きく上回る結果(F1尺度で0.70に対し0.81)が得られた。また、素性としての語義・概念レベルの分散表現の有用性を確認した。ところで、意味関係の中で特に重要なもの上位-下位関係がある。この関係に特化した関係学習においては、いわゆる関係の覚え込み(memorization)が問題となるが、これを避ける手法を提案した(学会発表:③)。

(4) 心理的な意味資源の活用

① 心理的意味属性のオントロジー化:(学会発表:⑦) McRaeらによる意味属性(semantic feature norm) データ(引用文献⑤)は、基本レベルの概念に対して、人間の心理的な認識に基づく意味属性を提示している。これらには通常のオントロジーでカバーされるようなタクソノミー的なもの他に、視覚などの知覚に基づくもの、人工物の機能などの世界知識に関するものも含まれるため、辞書資源の意味に基づく対応付けにおいて有用な属性として用いることができる可能性がある。しかしながら、現状のデータは規格化・構造化が十分でない。そこで、これらの意味属性の体系化を試み、意味属性データを LOD の枠組みで整理することを提案した。

② 概念間の想起関係の予測と利用:(学会発表:⑤, ⑥, ⑪, ⑭) また、語彙概念間の想起関係も広い範囲の意味関係を含む有用な属性となりうると考え、機械学習の枠組みにより、任意の語彙概念間の想起の方向性と強さを予測する方法を考案し、従来研究を大きく上回る精度を得た。

(5) 今後の展望

本研究課題の実施内容に関しては、語彙概念レベルにおける異言語間の対応付けに関して一定の成果を得たものの、そもそも異言語間の意味を厳密に比較することには本質的な困難さがあることも改めて明確となった。このため、SKOS (Simple Knowledge Organization System) に代表される「ゆるやかな」意味関係の体系を利用することが現実的には有用であると考えられる。

また、Linked Data 基盤の上での連携に関しては、Lemon (Lexicon Model for Ontologies) に代表される、Linked Data に基づく辞書・オントロジー資源の体系化の枠組みとの有機的な統合が有望である。2016年度には、セマンティック Web・Linked Data に関する代表的な国際会議の併設ワークショップとして、本課題の代表者を含む国際的な研究コミュニティによる KEKI (Knowledge Extraction and Knowledge Integration) ワークショップが採択された。このような、学際的な取り組みがさらに重要と考えられる。

一方、自然言語処理側の技術的な展望としては、文間の意味的類似度の計算や意味関係の分類に関しては、単語の分散表現の利用が

有用であることがはっきりしたことが挙げられる。今後は、意味表現を構成的(compositional)に求める手法の確立が大きな課題となる。

本研究期間の最後の数ヶ月は、本研究課題の内容も含め、深層学習時代における自然言語処理、言語学の方向性について考察し、その結果を総説論文(雑誌論文:①)として発表した。ある程度の汎用性を担保しつつ end-to-end 型の学習方式の利点を活かすためには、学習データの整備もさることながら、適切な処理・機能単位を切り出し、これらの相互運用性を確保することが重要である。

<引用文献>

- ① Chiracos, C. et al. (Eds.) *Linked Data in Linguistics*, Springer. (2012)
- ② Euzenat, J, Shvaiko, P. *Ontology Matching*, Springer. (2012)
- ③ Sultan, M.D. et al. Back to basics for monolingual alignment: Exploiting word similarity and contextual evidence. *TACL*, Vol.2, p.219-230. (2015)
- ④ Rothe, S. and Shutze, H. AutoExtend: Extending word embeddings to embeddings for synsets and lexemes. *Proc. ACL2015*, pp.1793-1803. (2015)
- ⑤ McRae, K. et al. Semantic feature production norms for a large set of living and nonliving things. *Behavior Research Methods, Instruments, and Computers*, 37(4):547-559. (2005)

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計1件)

- ① 林良彦, 言語学と AI, 人工知能学会誌, 「人文科学と AI」特集, Vol.32, No.3, 2017年, p.384-39, 依頼原稿・査読無 https://jsai.ixsq.nii.ac.jp/ej/?action=repository_uri&item_id=8773&file_id=22&file_no=1

[学会発表] (計17件)

*査読有・会議録有りの論文発表を含む

- ① 金田健太郎, 小林哲則, 林良彦, 単語、語義、概念:意味タスクにおける分散表現の適用性, 2017年度人工知能学会全国大会, 2B3-0S-07a-2, pp.1-4, 2017年5月24日, ウィンクあいち(名古屋市), 査読無・会議録有
- ② Kentaro Kanada, Tetsunori Kobayashi, Yoshihiko Hayashi, Classifying Lexical-semantic Relationships by Exploiting Sense/Concept Representations, *Proc. of the 1st Workshop on Sense, Concept and Entity*

- Representations and their Applications (SENSE 2017)*, pp. 37-46, 4 April 2017, Valencia (Spain), 査読有・会議録有
- ③ 鷲尾光樹, 加藤恒昭, 分散表現を用いた語の上位下位関係の学習—Lexical Memorizationの緩和—, 言語処理学会第23回年次大会, pp. 887-890, 2017年3月14日, 筑波大学(つくば市), 査読無・会議録有
- ④ 金田健太郎, 小林哲則, 林良彦, 語義・概念の分散表現を利用した単語間の意味関係分類, 言語処理学会第23回年次大会, pp. 214-217, 2017年3月14日, 筑波大学(つくば市), 査読無・会議録有
- ⑤ Yoshihiko Hayashi, Predicting the Evocation Relation between Lexicalized Concepts, *Proc. of the 26th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2016)*, pp. 1657-1168, 15 December, 2016, 大阪市(日本), 査読有・会議録有
- ⑥ 林良彦, 概念間の想起の強さと方向性の予測, 2016年度人工知能学会全国大会 303-0S-04a-5, pp. 1-4, 2016年6月8日, 北九州国際会議場(北九州市), 査読無・会議録有
- ⑦ Yoshihiko Hayashi, A Framework for Cross-lingual/Node-wise Alignment of Lexical-Semantic Resources, *Proc. of LREC 2016*, pp. 2607-2613, 26 May 2016, Portorož (Slovenia), 査読有・会議録有
- ⑧ Yoshihiko Hayashi, Wentao Luo, Extending Monolingual Semantic Textual Similarity Task to Multiple Cross-lingual Settings, *Proc. of Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2016)*, pp. 1233-1239, 25 May 2016, Portorož (Slovenia), 査読有・会議録有
- ⑨ 金田健太郎, 小林哲則, 林良彦, 語義・概念ベクトルによる意味タスクの精度向上, 言語処理学会第22回年次大会, pp. 1069-1072, 2016年3月10日, 東北大学(仙台市), 査読無・会議録有
- ⑩ 羅文涛, 林良彦, 機械翻訳を利用した異言語文間の意味的類似度計算の評価, 言語処理学会第22回年次大会, pp. 833-836, 2016年3月10日, 東北大学(仙台市), 査読無・会議録有
- ⑪ 林良彦, 語彙知識と分散表現を用いた概念間の想起関係の予測, 言語処理学会第22回年次大会, pp. 657-660, 2016年3月9日, 東北大学(仙台市), 査読無・会議録有
- ⑫ 加藤恒昭, 林良彦, 日本語動詞に関するEDR概念辞書の分析, 情報処理学会・第224回自然言語処理研究会, 2015-NL-224, No. 12, pp. 1-10, 2015年12月4日, 名古屋工大(名古屋), 査読無・会議録有
- ⑬ 羅文涛, 林良彦, 異言語文間の意味的類似度計算におけるアライメントの利用, 言語処理学会第21回年次大会, pp. 63-66, 2015年3月17日, 京都大学(京都市), 査読無・会議録有
- ⑭ Yoshihiko Hayashi, Anatomizing Evocations: A trial using an existing onto-lexical resource, *Proc. of MAPLEX 2015*, 10 February, 2015, 天童市(日本), 依頼有・会議録有
- ⑮ 羅文涛, 林良彦, 機械学習に基づく異言語文間の意味的類似度の計算, 電子情報通信学会・言語理解とコミュニケーション研究会, vol.114, no.81, NLC2014-16, pp. 85-90, 2014年6月15日, 九州工大(飯塚市), 査読無・会議録有
- ⑯ Yoshihiko Hayashi, Blending two kinds of semantic relatedness for cross-language matching of lexical concepts, *Proc. of 10th International Conference on Terminology and Artificial Intelligence (TIA 2013)*, pp. 35-42, 28 October, 2013, Paris (France), 査読有・会議録有
- ⑰ Yoshihiko Hayashi, Migrating psycholinguistic semantic feature norms into linked data in linguistics, *Proc. of 2nd Workshop on Linked Data in Linguistics (LDL 2013)*, pp. 70-75, 23 September, 2013, Pisa (Italy), 査読有・会議録有
- [図書] (計1件)
- ① 林良彦, 共立出版, 2017年7月(確定), 言語的オントロジー, (人工知能学会編人工知能学大事典中のこの項目を担当), 総ページ数:1632ページ
6. 研究組織
- (1) 研究代表者
林良彦 (HAYASHI, Yoshihiko)
早稲田大学・理工学術院・教授
研究者番号: 80379156
- (2) 研究分担者
加藤恒昭 (KATO, Tsuneaki)
東京大学・大学院総合文化研究科・教授
研究者番号: 60334299
- 岩根久 (IWANE, Hisashi)
大阪大学・大学院言語文化研究科・教授
研究者番号: 50176559
- (3) 研究協力者
羅文涛 (LAO, Wentao)
大阪大学・大学院学生
- 金田健太郎 (KANADA, Kentaro)
早稲田大学・大学院学生