



認知言語学とニューラルネットワークモデル : 移動動詞および類義名詞の意味を巡って

森下, 裕三

(Citation)

統計数理研究所共同研究リポート, 481:97-106

(Issue Date)

2025-03-25

(Resource Type)

departmental bulletin paper

(Version)

Version of Record

(JaLCD0I)

<https://doi.org/10.24546/0100493762>

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/0100493762>



認知言語学とニューラルネットワークモデル

—移動動詞および類義名詞の意味を巡って—

森下 裕三(桃山学院大学)

ymorishi@andrew.ac.jp

Cognitive Linguistics and a Neural Network Model —On the Meanings of Motion Verbs and Synonymous Nouns — MORISHITA, Yuzo (Momoyama Gakuin University)

概要

認知言語学では、語の意味を解釈として捉えてきたが、近年、BERT などの言語モデルを利用した分析が注目されている。本研究は、この計算的手法を利用して、英語の移動動詞および名詞の意味的違いを探索的に検証することを目的とする。COCA から抽出した各語の用例を BERT によって埋め込みベクトル化し、t-SNE による次元削減およびクラスター分析を実施した。その結果、移動動詞では、直示的移動動詞が他の経路動詞と異なる性質を示した。一方、名詞の分析では、明確なクラスターの分離が確認されず、BERT の埋め込みでは視点の違いを捉えきれないことが示唆された。今後の研究では、異なる言語モデルを利用した比較や、より多様な語彙カテゴリーへの応用が求められる。

キーワード

認知言語学、ニューラルネットワークモデル、移動表現、フレーム意味論

1. はじめに

認知言語学は、言語を人間の認知能力とは別の体系として捉えるのではなく、むしろ認知能力を基盤とする立場に基づいて発展してきた。特に、語の意味の捉え方については、言語学のみならず哲学の分野でも長年にわたって議論が続けられてきた。伝統的な西洋哲学の立場では、語の意味をその語が指すものの集合である外延、およびその語がもつ意味の条件である内包のペアからなるものだと考える (e.g., Davey & Priestley 2002)。語の意味をこのように捉えると、たとえば *walk* という動詞の外延は「人などが歩いているという事象の集合」ということになり、内包は「足を使った適度なスピードによる移動」となる。

一方、認知言語学では、語の意味を解釈 (construal) として捉える。すなわち、語の意味は、私たち人間の存在から切り離された客観的なものではなく、人間の認知を通じて捉えられるものだと考える。このような立場では、意味は話者の視点などによって異なる形であらわされ得る。では、

このような認知言語学が想定する意味観はどのように実証されるのか。これまでも、認知言語学の主張は、心理言語学的な実験やコーパス言語学による仮説検証型の調査によって裏付けられてきた。特に、2000年代に量的転回 (quantitative turn) を迎え、実証的手法の重要性はますます強調されるようになった (Janda 2013)。この潮流は現在も続いており、実証的な研究は認知言語学において重要な役割を果たし続けている。

1.1 認知言語学における計算的転回

2000年代に量的転回を迎えた認知言語学は、2020年代に計算的転回 (computational turn) と呼ばれる新たな段階へと移行しつつある (Divjak 2023)。この転回において特に注目されているのが、ニューラルネットワークモデルを活用した言語分析である。なかでも、Devlin et al. (2019) によって提案された BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) は、注意機構 (attention) と呼ばれる仕組みを利用することによって、従来の心理言語学的な実験やコーパス言語学的な検証では捉えられなかった言語の性質を明らかにできる可能性がある (Clark 2019)。

1.2 ニューラルネットワークモデルによる探索的言語研究

本研究では、ニューラルネットワークモデルを利用した埋め込みベクトルによって、認知言語学の枠組みでこれまで議論されてきた語の意味について検証をおこなう。具体的には、英語の14種類の移動動詞および shore と coast という語を対象として、ニューラルネットワークモデルを利用した分析によって、それらの語の意味の違いを明らかにすることを目的とする。

2. 理論的背景

本節では、認知言語学の視点から、なぜニューラルネットワークモデルを活用した探索的な手法が有効なのかについて述べる。特に、認知言語学における使用基盤モデル (Langacker 1988; 2000) とニューラルネットワークの類似点と相違点を整理し、本研究の議論と関連する認知言語学の意味観を明確にする。

2.1 使用基盤モデルとニューラルネットワークモデル

使用基盤モデルは、言語の知識が具体的な事例から立ち上がってくるとする立場で、この点においてニューラルネットワークモデルと共通する部分があると言われる (cf. Weissweiler et al. 2023; Goldberg 2024)。しかし、ニューラルネットワークモデルは、大量のコーパスデータを基に統計的な学習をおこなうため、人間の言語獲得の仕組みとは必ずしも一致するわけではない (e.g., Chomsky et al. 2023)。さらに、言語獲得の研究において Tomasello (2001: Ch.3) は、他者を己と同様の意図をもつ主体として認識する能力が言語を獲得する上で不可欠であると主張している。ニューラルネットワークモデルには、このような社会的・認知的能力が備わっていないため、ニューラルネットワークモデルを人間の言語モデルとみなすことには限界があるだろう。

それにもかかわらず、ニューラルネットワークモデルは、従来の言語研究では捉えにくかった言語の性質を明らかにできる可能性がある。たとえば、コーパス言語学の分野では、ある構文に頻繁に生起する動詞の研究において、Bybee (2010) のように粗頻度を重視する立場と、Gries (2012) のように統計的手法による分析重視する立場が存在する。しかし、これらの手法が明らかにした知見が、実際の言語知識を反映しているかどうかは不明である。言語学が、今後研究をさらに推し進めるためには、さまざまな手法によってより多くの実証的な結果を積み重ねていくことで、より妥当な理論を更新し続けていくことが重要である。このような考え方に従えば、ニューラルネットワークモデルを理論的な仮説の検証や探索的手法のために利用することは意義があると考えられる。

2.2 移動動詞の意味論

本研究では、認知言語学の枠組みで議論されてきた動動詞の意味論を出発点として、ニューラルネットワークを使った分析をおこなう。認知言語学において、移動表現の研究が重視される理由のひとつは、系統関係にないと言語同士の共通点や相違点を明らかにすることができ、概念と言語の関係について理解を深めることができる点にある。Talmy (1985; 2000) による移動表現の類型論については、既に多くの言語において研究が進められており、移動動詞が語彙化する概念の違いが重要な研究対象のひとつとされている。たとえば、つぎの例において、leave は「移動」と「経路」の概念を、そして、amble は「移動」と「様態」の概念を語彙化している。

- (1) a. Papa Bear and the Wolf have left the building. (COCA, 2002, MOV)
b. The horse ambled across the yard, taking his own sweet time. (COCA, 2008, FIC)

また、come や go といった直示的移動動詞については、直示性 (deixis) がかわることから、上でみた経路動詞の leave や、移動様態動詞の amble とは異なる語彙化のパターンを示す。

- (2) a. She came to me as a courtesy. (COCA, 2010, TV)
b. When I went to the party last night, I didn't know he was Jeff(s brother. (COCA, 2004, TV)

直示的移動動詞である come や go は「様態」の概念は語彙化していないものの、(2a) の例が示すとおり came は話者の方向への移動を、(2b) の例が示すとおり went は話者の方向以外への移動をそれぞれあらわしている。この「直示性」を「経路」という概念と同じものだとみなして良いのか、それとも「経路」という概念とは別のものなのかは以前から議論が続けられている (cf. Choi & Bowerman 1991)。本研究では、ニューラルネットワークモデルによる埋め込みベクトルの分析を通じて、これらの移動動詞のうち、特に経路動詞と直示的移動動詞がどのように区別されるのかをみていくことにする。

2.3 フレーム意味論

フレーム意味論は、認知言語学の一分野として、語の意味が指示対象の情報にとどまらず、背景知識をも含むものとする立場をとる (e.g., Fillmore 1982)。この理論に基づくと、同じ指示対象であっても、異なる語が使用される背景には、それぞれの語にかかわる背景知識の違いがあると考えられる。たとえば、Fillmore (1982) は、shore と coast という語を例にあげて説明している。これらの語は、どちらも「海や湖と陸地の境界部分」という同じ指示対象を指すが、視点の違いによって区別される。shore は水域からみた陸地の端の部分の指すのに対して、coast は陸地側からみた海岸線の部分を指す。つまり、shore は水域からの視点を反映した語なのに対して、coast は陸側からの視点を反映した語ということになる。このように、語の意味は指示対象の違いではなく、その語がもつフレームと呼ばれる背景知識によって異なる解釈が生じる。

このフレーム意味論の考え方は、認知言語学の他のアプローチとも関連しており、語の意味が話者の視点に依存するものだというを示唆している。本研究では、このフレーム意味論の視点を踏まえつつ、ニューラルネットワークモデルを利用した埋め込みベクトルの分析が、語の意味の背景知識をどのように捉えるかを明らかにする。

2.4 語の意味に対する議論

語の意味の捉え方については、認知言語学と計算言語学の分野で共通する部分も少なくない。たとえば、Mikolov et al. (2013) が提案した word2vec は、語の意味をベクトル空間上の位置関係として表現し、意味の類似性などを計算することのできる手法である。このモデルによって、つぎのような意味関係が機械的に推論できるようになった。

(3) France : X = Italy : Rome

この場合、X に該当するのは Paris であり、word2vec はこの関係を適切に推論することができる。この結果は、語の意味が背景知識をともなうものであることを示唆している。

しかし、このような語の意味の捉え方に対して異論もある。たとえば、次田 (2023: 188–194) は、word2vec による推論は、語の意味そのものではなく、統計的に共起しやすい知識を反映しているにすぎないと指摘する。この立場からは、語の意味と知識の関係を厳密に区別すべきだとされる。

一方、認知言語学の立場では、先に述べたように、語の意味には背景知識が組み込まれると考えるため、word2vec の結果は語の意味研究にとって重要な手がかりだと考える。特に、Fonteyn (2021) は、BERT を利用した前置詞 over の多義ネットワークの分析を通じて、従来の認知言語学的分析とニューラルネットワークモデルの示す結果との整合性を検証している。その結果、BERT の学習した意味関係は、従来の内省に基づく意味ネットワークとは異なる部分こそあるものの、一部の語義の関係を精密に捉えている可能性を示唆する結果が得られている (cf. Tayler & Evans 2001)。

このような視点を踏まえ、本研究では、ニューラルネットワークモデルが語の意味、および語の背景知識をどのように捉えているのかを探索的に検討する。

3. データと分析

本節では、本研究において分析対象とするデータの収集方法、およびニューラルネットワークモデルを利用した分析手法について詳述する。

3.1 データの収集

本研究では、14 種類の移動動詞と 2 種類の名詞を対象にデータを収集した。移動動詞のうち、**come** と **go** は直示的移動動詞として区別し、残りの 12 種類は松本 (1997: 135) があげているつぎの経路動詞のリストを参照している。

(4) **depart, leave, arrive, reach, enter, exit, cross, pass, pierce, traverse, escape, bypass**

名詞については、**shore** と **coast** を分析対象として選定した。これらの語は、先に述べたように、同一の指示対象を指しながら、視点によって異なる意味をもつことが指摘されている (Fillmore 1982)。

分析対象とするデータは、Davis (2008-) による COCA (the Corpus of Contemporary American English) のテキスト版から無作為に抽出した。動詞については、各動詞 100 例ずつ、名詞については各名詞 700 例ずつを抽出し、合計 2,800 例のデータセットを構築した。なお、本研究では、POS の誤りや品詞の判定が難しい事例も存在することから、タグを使用せず、**walk, walked, walking** といった語形に基づく検索をおこなった。

3.2 データの収集

本研究では、BERT (bert-base-uncased) を利用してデータをすべて埋め込みベクトルに変換し、t-SNE と呼ばれる次元削除の手法を適用した。分析の精度を確認するためにクラスター分析を実施し、コサイン類似度に基づく Ward 法を適用した分析や、シルエットスコアに基づく分析をおこなった。

これらの実験は、すべて Google Colab で実施し、計算資源を活用した。以下では、分析結果の可視化と解釈をおこなう。

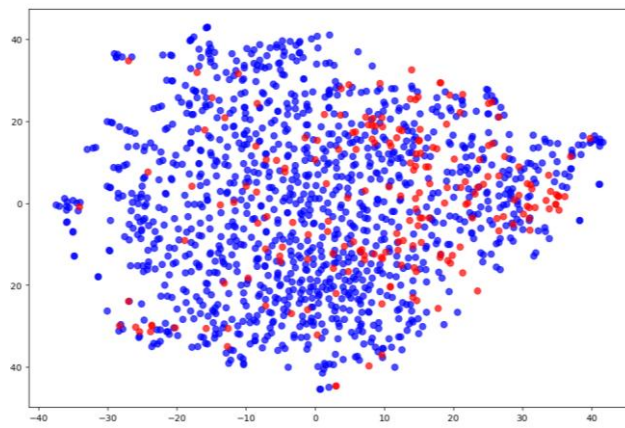
3.3 分析結果の可視化

図 1 は、本研究で収集した 1,400 例の移動動詞のデータを BERT によって埋め込みベクトル化し、それらの埋め込みベクトルを t-SNE によって次元削減し 2 次元空間に投影したものである。次元削除の手法として、本研究で t-SNE を利用したのは、多くの論文において採用されている手法のひとつだからである。なお、主成分分析などの手法とは異なり、非線形な特徴を可視化する

ためのものであるため、寄与率を明示的に計算することはできない。

図 1

直示的移動動詞と経路動詞

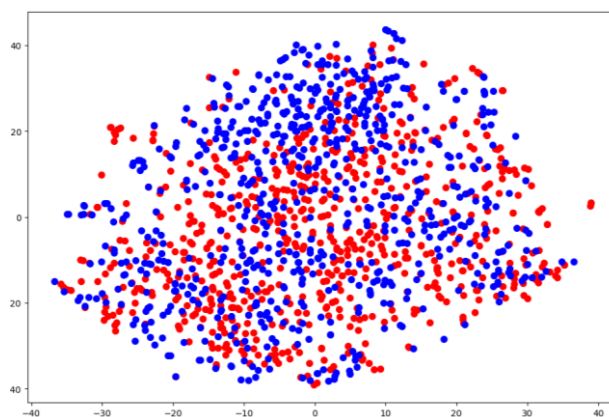


データのうち、直示的移動動詞である `come` と `go` に該当する 200 例を赤色で、経路動詞に該当する 1,200 例を青色でプロットしている。図の分布をみると、赤色の点は主に右上の領域に多くみられ、これは直示的移動動詞の埋め込みベクトルが類似した分布をもつことを示唆している。つまり、`come` と `go` を含む例は、経路動詞とは異なるクラスターを形成している可能性が高い。

つぎに、名詞の分析として 700 例の `shore` および 700 例の `coast` を含む合計 1,400 例を同じく BERT で埋め込みベクトル化し、先ほどと同じく t-SNE によって次元削減をおこなった結果を図 2 に示す。

図 2

`shore` と `coast`



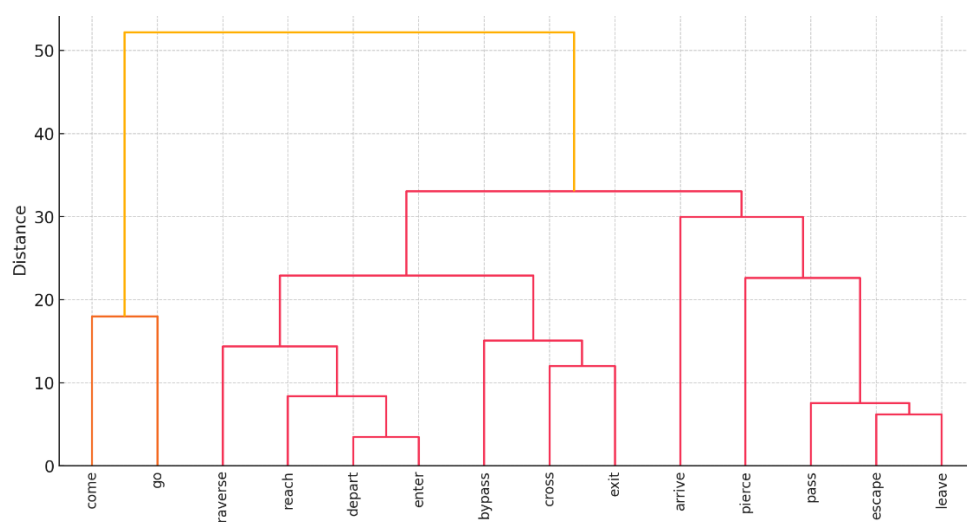
こちらの実験では、700 例の `shore` を青色で、700 例の `coast` を赤色でプロットした。しかし、移動動詞の実験と比較すると、それぞれの名詞の埋め込みベクトルが明確に分布していないように

みえる。実際に、クラスターの適切さを評価するために指標のひとつであるシルエットスコアを算出した。シルエットスコアは -1 から +1 までの範囲で算出され、1 に近いほどうまくクラスタリングができていていることを示す。このシルエットスコアを算出したところ 0.37 という値が得られた。この結果は明確なクラスタリングができていないことを示している。

一方、移動同士の実験結果については、さらに詳細な分析をおこなった。各動詞のベクトルデータを利用してクラスター分析を実施する前に、それぞれの動詞を含む 100 例のベクトルの平均を算出し、各動詞の平均ベクトルを取得した。つぎに、14 種類の移動動詞の平均ベクトル間のコサイン類似度を計算し、この類似度に基づいて Ward 法を利用した階層的クラスター分析をおこなった。その結果を示したものが図 3 である。

図 3

移動動詞の平均ベクトルのコサイン類似度の基づく階層的クラスター



このデータから、示的移動動詞である **come** と **go** がひとつのクラスターを形成し、それとは別に他の経路動詞がいくつかのクラスターを形成することが確認できた。

ニューラルネットワークモデルである BERT を利用して、任意の語を含む文を埋め込みベクトルに変換し、得られたデータから語の意味を分析した。その結果、英語の移動動詞において、直示的経路動詞は他の経路動詞とは異なる意味的特徴をもつ可能性が示唆された。一方、**shore** と **coast** については、埋め込みベクトルに変換して得られたデータを分析しても、両者の意味的な違いが明確には確認できなかった。

4. 考察

本節では、認知言語学の視点から、ニューラルネットワークモデルがどのように活用できるのかを検討し、前節で得られた結果について考察する。

4.1 移動動詞の分析結果について

前節の分析結果から、直示的移動動詞である **come** と **go** は、埋め込みベクトルを利用した分析の結果において、その他の経路動詞とは異なる性質を示す可能性が示唆された。この差異が生じた要因として、まず考えられるのは、直示的移動動詞と経路動詞における統語的な違いである。本研究では、COCA から無作為に抽出した用例を分析対象としたが、その結果、**come** と **go** は主に自動詞としてもちいられるのに対し、経路動詞は他動詞として使用される例が一定数含まれていた。

(4) a. When we departed the Earth the first time (...) for them.

(COCA, 2015, FIC)

b. You said we just traversed a fresh impact crater.

(COCA, 1998, FIC)

ニューラルネットワークモデルである BERT は、文の意味や文法的な情報を 12 層の異なるレベルで分析するが、本研究で利用した最終層の情報は、特に意味と文法的な特徴を多く担うと考えられている (Clark et al. 2019)。このことから、動詞の自動詞・他動詞の区別が BERT のベクトルに反映され、結果として直示的移動動詞と経路動詞の違いが浮き彫りになった可能性がある。

また、**come** や **go** には物理的な移動をあらわさない例が多くみられる一方で、経路動詞は物理的な移動をあらわす用例が多いという違いも確認された。

(5) a. But with this relaxation came fatigue.

(COCA, 1992, FIC)

b. He saw how it was all going wrong up there.

(COCA, 1991, FIC)

このような意味的な違いが、BERT によって変換されたベクトルにも反映され、直示的移動動詞と経路動詞のクラスターが分かれる結果につながった可能性がある。

さらに興味深い点として、本研究で得られたベクトル分析の結果は、ニューラルネットワークモデルを利用せずに、コーパスデータの共起頻度に基づいてコサイン類似度を算出した場合の結果と類似していた (森下 2023)。このことは、BERT による埋め込みベクトルが、語の意味的特徴だけでなく、頻度に基づく統計的な情報をもある程度反映している可能性を示唆している。今後の研究では、BERT 以外の言語モデルを用いた比較分析や、異なるコーパスを用いた検証をおこなうことによって、より精緻な分析を進めることが求められる。

5. まとめと今後の課題

本研究では、ニューラルネットワークモデル BERT を利用して英語の移動動詞および名詞の意味的特徴を分析した。その結果、直示的移動動詞である **come** と **go** と経路動詞の違いを検討した。その結果、直示的移動動詞は経路動詞とは異なるベクトルの性質を持つことが示唆された。一方、名詞の **shore** と **coast** については明確な差が得られなかった。移動動詞にみられた差異

の要因として、自動詞と他動詞といった統語的な違いや、物理的移動をあらわすかどうかといった用法の違いが影響を与えている可能性が考えられる。

名詞における差異が十分に確認できなかった理由として、次のような可能性が考えられる。BERT というモデルが学習したデータの偏りが考えられる。GPT などの他のモデルでは、インターネット上の多くのデータを学習しているが、BERT の学習データは Wikipedia などの書きことばに限られる。そのため、話者の視点がかかわる事例については十分な区別ができなかった可能性がある。このような理由から、統語的な違いが見られるかどうかにかかわらず、名詞における類義語を他にも調査してみる必要があるだろう。

とはいえ、BERT のベクトル分析結果は、コーパスデータに基づく頻度ベースのコサイン類似度と類似した結果を示していた。これは、BERT による埋め込みベクトルが単なる意味情報だけでなく、語の使用頻度や統語的特徴もある程度反映している可能性を示唆している。

本研究の結果は、ニューラルネットワークモデルを用いた語彙意味論的研究において、統語的要因や語の使用頻度の影響を考慮することの重要性を示している。今後の研究では、異なる言語モデルを利用した比較分析や、その他のコーパスを利用した検証をおこなうことで、移動動詞の意味的特徴のより精緻な理解を目指すことが求められる。また、本研究で得られた知見を他の語彙にも適用することで、認知言語学における語の意味と統語構造の関係をより包括的に明らかにすることができると考えられる。

引用文献

- Bybee, J. (2010). *Language, usage, and cognition*. Cambridge University Press.
- Choi, S., & Bowerman, M. (1991). Learning to express motion events in English and Korean: The influence of language-specific lexicalization patterns. *Cognition*, 41, 83–121.
- Chomsky, N., Roberts, I., & Watumull, J. (2023, March 8). Noam Chomsky: The false promise of ChatGPT. *The New York Times*.
- Clark, K., Khandelwal, U., Levy, O., & Manning, C. D. (2019). What does BERT look at? An analysis of BERT's attention. *Proceedings of the 2019 ACL Workshop BlackboxNLP: Analyzing and Interpreting Neural Networks for NLP*, 276–286.
- Davey, B. A., & Priestly, H. A. (2002). *Introduction to lattices and order, second edition*. Cambridge University Press.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv:1810.0480*.
- Divjak, D., & Milin, P. (2023). Using computational cognitive modeling in usage-based linguistics. In M. Díaz-Campos & S. Balash (eds.) *The handbook of usage-based linguistics*. Wiley Blackwell, 307–324.
- Fillmore, C. J. (1982). Frame semantics. In Linguistic Society of Korea (Ed.), *Linguistics*

- in the morning calm*, Hanshin Publishing Co., 111–137.
- Fonteyn, L. (2021). Varying abstractions: A conceptual vs. distributional view on prepositional polysemy. *Glossa*, 6(1), 1–28.
- Goldberg, A. E. (2024). Usage-based constructionist approaches and large language models. *Constructions and Frames*, 16(2), 220–254.
- Gries, S. T. (2012). Frequencies, probabilities, and association measures in usage-/exemplar-based linguistics: Some necessary clarifications. *Studies in Language*, 36(3), 477–510.
- Janda, L. (2013). *Cognitive linguistics: The quantitative turn*. De Gruyter Mouton.
- Langacker, R. W. (1988). A usage-based model, In B. Rudzka-Ostyn (Ed.), *Topics in cognitive linguistics*. 3–48. John Benjamins.
- Langacker, R. W. (2000). Dynamic usage-based model, In M. Barlow & S. Kemmer (eds.) *Usage-based models of language*. CSLI Publications, 1–63.
- 松本曜 (1997) 「移動動詞における語彙パターン」. 中右実(編)『空間と移動の表現』研究社, 128–152.
- 森下裕三 (2023) 「コサイン類似度による英語の経路動詞の意味分析可能性を探る」『統計数理研究所共同研究リポート』465, 92–104.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. *arxiv.org/abs/1301.3781*.
- Talmy, L. (1985). Lexicalization patterns: Semantic structure in lexical forms. In T. Shopen (ed.) *Language typology and syntactic description, vol. 3: Grammatical categories and the lexicon*. Cambridge University Press. 57–149.
- Talmy, L. (2000). *Toward a cognitive semantics vol. 2: Typology and process in concepts structuring*. MIT Press.
- Taylor, A., & Evans, V. (2001). Reconsidering prepositional polysemy networks: The case of over. *Language*, 77(4), 724–765.
- Tomasello, M. (2001). *The cultural origins of human cognition*. Harvard University Press.
- 次田瞬 (2023) 『意味がわかる AI 入門: 自然言語処理をめぐる哲学の挑戦』筑摩書房.
- Weissweiler, L., He, T., Otani, N., Mortensen, D., Levin, L., & Schütze, H. (2023). Construction grammar provides unique insight into neural language models. *arXiv:2302.02178*.

コーパス

Davies, M. (2008–). The Corpus of Contemporary American English.