

訳者あとがき

本書は、Yoav Goldberg 著、*Neural Network Methods for Natural Language Processing* の全訳である。ニューラルネットワーク技術についてその基礎から説き起こされ、自然言語が持つ特徴をニューラルネットワークで扱う方法など、自然言語処理における実践論が続く。その後、系列としての言語を扱うためのアーキテクチャが解説され、末尾では、構造予測など、高度な話題がカバーされている。

2012 年、画像認識において画期的な性能向上を実現したことを契機とし、多くの分野で積極的に利用されるようになったニューラルネットワーク技術は、特に深層学習と呼ばれ、人工知能技術全般の代名詞ともなった感がある。自然言語処理分野もちろんその例外ではなく、ニューラルネットワーク技術がこの分野を席卷しているといっても過言ではない。書店の本棚にも人工知能、深層学習の書籍が溢れ、自然言語処理と絡めたものもいくつか見受けられる。そのような中で、本書を特徴付けるのは、ニューラルネットワークまずありきという記述ではなく、ニューラルネットワークをこれまでの様々な方法論と比較し、それらとの位置関係を丁寧に説明している書き振りである。このため、むしろ、これまでも自然言語処理に従事し、あるいは関心を持ち、その背景の中でニューラルネットワーク技術を理解しようとする人たちが、本書を高く評価するのではないかと感じている。私もその一人で、本書によって、ニューラルネットワーク技術や単語埋め込みなどの関連技術が、自分の中に「収まった」という印象を持っている。

そもそも線形モデルに長めの一章が割かれていることに驚く方も多いかもしれないが、今更線形モデルでもないだろうと、そこを読み飛ばして、フィードフォワードニューラルネットワークに進み、その重要な構成要素である損失関数を学ぼうとした気の短い読者は、「線形モデルのための損失関数は、ニューラルネットワークにおいても用いることができ、実際、広く用いられている」と 10 行にも満たない記述で説明が終わ

っていることに啞然とすることになる。もちろん、線形モデルを正しく理解していれば何の問題もない。ニューラルネットワーク技術と既存技術との相違の本質はそこにはないということである。では、どこにあるのか。それをしっかりと述べているのが本書である。

単語の分散表現、単語埋め込みは、ニューラルネットワーク技術と密接に絡まり昨今の自然言語処理における基本技術となっているが、その議論をニューラルネットワークによる言語モデルから語り始め、さらにその言語モデルにおけるニューラルネットワークの得失を従来の計数に基づく言語モデルと比較している。単語埋め込みそのものについても、分布意味論に基づく表現との関係が述べられ、ニューラルネットワークの文脈を離れた利用方法についても一章が割かれている。分類問題と構造予測問題という軸で自然言語処理全体を切り分ける視点も私には新鮮であった。このように様々な事項を相互に関連づけて一枚の地図として示してくれている。

一方、本書のそこここで述べられているように、この分野の進展は目覚ましい。その地図は広がっていく一方である。原著刊行後の動向の一つに、アテンション機構の活用がある。本書では自然言語推論 (NLI) タスクで、アテンションを用いて、対となった系列 (文) と関係づけられた単語の表現を得る手法が紹介されているが、それと関連する、それ自身が含まれている系列を文脈としてそこに含まれている単語の表現を得るというセルフアテンションが目玉されている。このアテンションを複数とすることで、系列全体を窓とした複数のフィルタを持つ CNN のような仕組み (ただし、系列全体の表現に加えて、その中の単語や部分の表現が重要となる) が可能となる。これを用いて、機械翻訳であれば、原文と翻訳文の対を訓練における入力として、翻訳文の確率を予測する系列-系列モデルを作成できる (この仕組みは Transformer と呼ばれる)。本書では系列-系列モデルは RNN と切り離せなかったが、違った地平が広がりつつある。

単語埋め込みについても多くの進展がある。深い biRNN を変換器として使い、言語モデルを学習することを通じて獲得された、系列の文脈を反映した単語の表現 (ELMo と呼ばれる) の有効性が示され、さらには、前述の Transformer の符号化器部分を用いて、ある種の言語モデルや、系列の接続可否を教師として (訓練データの作成に注釈は不要であるので、教師なし学習となる)、系列や系列の対、そしてもちろん、そこに含まれる単語の表現を得る仕組み (BERT と呼ばれる。次は Cookie Monster に違いない) が獲得できる。本書での単語埋め込みや ELMo はタスクの入力となる系列やその構成要素の素性として用いられ、その上にタスク固有の分類器なりが構築されるが、BERT はそれ自体が RNN による受容器や変換器のように用いられ、簡単な分類器を加えて、ファインチューニングするだけで、系列や系列の対を対象とした分類や系列タグ付けのタスクを実現できる。事前学習であり、マルチタスク学習とも捉えられるが、これまでとはそのバランスを異にし、景色は大きく変わりつつある。

タスクに目を向けると、本書で取り上げられている感情極性分類、統語パーズング、NLI などに加えて、質問応答（文章理解）が定番となっている。この質問応答は、本書で触れられているオープンドメイン質問応答とは異なり、パラグラフと質問を入力し、パラグラフの中から、その質問の回答となる部分を抜き出すものである。回答の先頭位置と末尾位置を選び出す分類問題であるが、両者の間に制約があるので構造予測の側面も有している。SNLI データセットを作成した Stanford 大学による SQuAD というデータセットがよく用いられる。

このような、そしてこれら以外にもさまざまな展開があり、これからも続くだろうが、それらはすべて、本書で描かれている地図からの広がりである。多くの方にお読みいただき、良書を共有できればと、周りの方々と力を合わせ、翻訳をさせていただくことにした。自然言語処理に関心を持たれている方々がニューラルネットワーク技術を理解し活用していただくことの一助となれば幸いである。

翻訳は、第1編を中林明子、第2編を加藤恒昭、第3編を鷺尾光樹、第4編を林良彦が担当した。全ての箇所を複数人が目を通し、用語の統一や疑問点の解消に努めている。索引は翻訳にあたって新たに作成した。項目の選択、参照箇所の選択ともに悩ましい作業であったが、これを通して本書活用の幅が広がれば嬉しい限りである。最後に訳書タイトルである。原著名は「自然言語処理のためのニューラルネットワークによる方法論」であり、「深層学習」の用語はない。原著著者が「深層学習は…ニューラルネットワークの新しいブランド名である（1.2 節）」と述べていることに力を得て、ブランド力に便乗させていただくこととした。お目こぼしただけであればありがたい。

今回も共立出版の日比野元氏には大変お世話になった。語句や多くの表現について、読みやすさのための数多くのご指導に深く感謝したい。そして、我々をいつも見守り、手を差し伸べてくださっている多くの皆様に改めて御礼を申し上げる。

銀杏並木の黄金色と晩秋の青空に目を奪われつつ、共訳者の一人として記す。

加藤 恒昭