

# 応答文生成のためのニューラルネットワークによる知識表現

福田 雅志      延澤 志保      太原 育夫  
東京理科大学

## 1. まえがき

自然言語は単語と構文規則からなる情報表現系であり、人間はこの言語を使って思考し、内的な情報を表現する。したがって、自然言語をそのまま用いて問題解決を行うような人工知能が構築されれば、人間と計算機との情報交換を容易にすることができる。その手段として自然言語を用いるためには、その構造と用法、概念を明らかにする必要がある。このような目的を持った知識表現の一つとして、自然言語の語をノードとして扱い、それらをリンクしたニューラルネットワークで知識を表現し、ニューロン演算で知的処理をするモデルSMNM (Symbolic Manipulation type Neural-Network Model)が提案されている[1] [2]。

本稿では、自然言語の文書とその構文構造に基づき記述、処理するための知識表現として構文情報を持つニューラルネットワークモデルを提案する。本モデルは、文中の自立語をノード、ノード間の構文関係などの相互関係をリンクとした意味ネットワークで表現し、それをニューラルネットワークとして扱う。本手法は知識ベースからの応答文生成を目的としており、本稿では、質問文を入力としてニューラルネットワークを活性化させ応答文を生成するためのシステムを構築した。

## 2. 知識のネットワーク表現

### 2.1 ネットワークの記述

本モデルでは、まず日本語の一文を意味表現によって記述する。日本語の一文に含まれる自立語と助詞、様々な疑問詞に対応する概念を表す要素を用意して、それらの事象を記述する最小単位の要素とする。要素はネットワークにおけるノードで表し、ノード同士を結ぶことによって記述されたものを一つの知識とみなす。その一文中の語と語の間関係は、格文法概念に基づき、動詞を中心にとらえる。動詞と他の語との構文関係を、間に構文要素を表すノードを挟む形で記述する。本モデルでの構文要素は表1の分類となる[4]。

表1 構文要素の表

(動作)主格	ある動作を引き起こす者の役割。
経験者格	ある心理事象を体験する者の役割。
道具格	ある出来事の直接原因となったり、ある心理事象と関係して反応を起こされる刺激となる役割。
対象格	移動する対象物や変化する対象物。あるいは、判断、想像のような心理事象の内容を表す役割。
源泉格	対象物の移動における起点、および状態変化と形状変化における最初の状態や形状を表す役割。
目標格	対象物の移動における終点、および状態変化と形状変化における最終的な状態、結果を表す役割。
場所格	ある出来事が起こる場所および位置を表す役割。
時間格	ある出来事が起こる時間を表す役割。

一文中の関係として、動詞を中心としたもの以外の関係としては、他に修飾関係と共起関係を定義する。修飾関係も動詞を

中心とした関係と同じように、間に構文要素を挟む形で関係を示し、共起関係は同じ一文にある動詞以外の格となっているそれぞれのノードを互いに結ぶ事で表現する。例えば「日本の作家の漱石は 1867 年に東京で生まれた」という文は図1のように表現される。

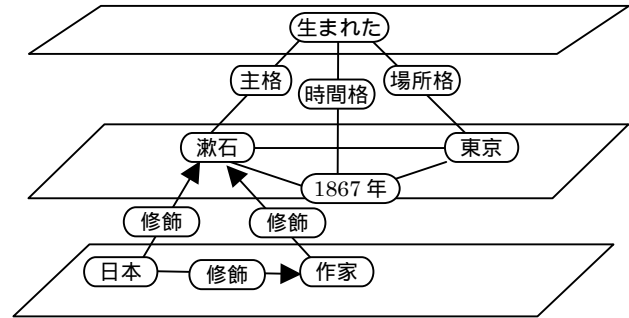


図1 一文のネットワーク表現

図1で使われている構文要素は主格、時間格、場所格、修飾であり、それぞれリンクしているノード同士の関係を示している。修飾関係においてのリンクが矢印になっているのは、動詞と他の自立語との関係、もしくは共起関係のように双方向ではなく、片方向のリンクを表している。「生まれた」と主格は「漱石」であり、「漱石」を主格としているのは「生まれた」であるが、「作家」を「漱石」を修飾しているが、「漱石」は「作家」を修飾していないからである。

### 2.2 同一化の規則

図1に示すように、本手法では一文中のノードは、文の中心となる動詞が存在する第1層、文中の動詞に関係した自立語が存在する第2層、そしてそれらを修飾する語が存在している第3層のいずれか、もしくはある文中において他のノードを修飾し、その他の文において動詞の格となっているような場合には複数の層に属することになる。

そのように共通の語を含む複数の文を同時に扱う際には、共通の概念を指すノードを同一化することで、複数の文の保持する知識を統合することが可能である。このノードの同一化の制約は各層により異なる。第1層においては、同じ動詞でも指し示す動作が同一とは限らないため、複数のノードを一つに纏めることはできない。第2、3層においては、文中の動詞以外の自立語が存在する層であり、この層におけるネットワーク全体の中に一つの概念に対してつねに一つだけノードが存在するように構成する。これにより、個々の文は第2、3層の自立語を介してつながり、ノードによる文の記述とその文中の語句の内容を示した記述が一体的に、またあるノードに関連する情報がすべてそのノードにリンクされた総合的な構成の意味ネットワークとなる。例えば、「日本の作家の漱石は 1867 年に東京で生まれた」と「作家の露伴は 1867 年に東京で生まれた」という文は図2のように第2、3層のノードを共有するようなネットワークで表現される。

このネットワークのノードとリンクをニューロンとみなすと、それは局所表現したニューラルネットワークとなり、ニューロン演算によって推論する知的処理モデルとなる。その処理については次章で述べる。

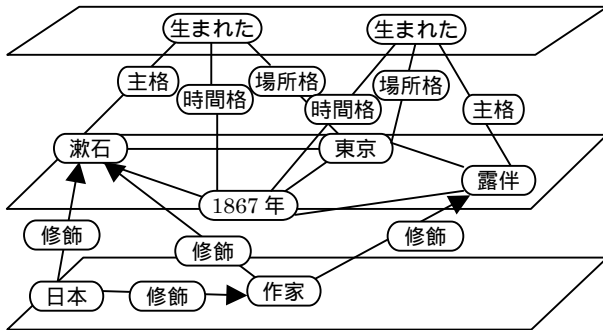


図2 二文のネットワーク表現

### 2.3 複雑な事象の記述

本モデルでは、このように最初に日本語の一文をノードとリンクによって記述し、一文を一つの知識とみなすと前述した。しかし、文の構成によっては一文から複数の知識になる場合がある[5]。基本的な文の構成でも、幾つかの種類があり、前述したモデル化により、基本的な単文においては、ネットワーク表現が可能である。そして、重文においては二つの文にわけることにより、ネットワーク表現が可能である。複文においても同じように、例えば、「東京で生まれた漱石は草枕を書いた」という文は、「漱石は東京で生まれた」という文と「漱石は草枕を書いた」という文にわけることによりネットワーク表現が可能である。

重文、複文をネットワーク表現するにあたり、まずはそれを単文に分解する必要がある。それにより、複雑な構文の文もネットワーク表現することが可能になる。しかし、複文においては、文自体がある自立語を修飾している関係となっているので、容易に二つの文にわけられるものではなく、ネットワーク表現することはできない文も存在する。このようなことは複雑な文においてのみ言えることではなく、省略されている格要素が複雑であることや、文の構成の解釈において複数の可能性がある場合にも、モデル化は困難になる。

## 3. ニューラルネットワークとしての機能

### 3.1 発火規則

本モデルは、以下のような手順に従って動作することでニューラルネットワークとして機能する。本ネットワークでは、ノードが概念を表し、ネットワーク構成の一部あるいは全体が自然言語文を表しており、自然言語文を構成するノードを発火することで、概念や自然言語文に対する操作を可能にする。ノードが発火するとリンクはニューロン軸索として機能し興奮波を伝播するため、しきい値を超えて刺激を受けたノードが発火するニューロン演算を行う。ここで、ノード特性はしきい値閾数とし、リンクは双方向の結合を持つものとする。一般に相互結合型のニューラルネットワークは複数回のニューロン演算を繰り返しながら安定な状態を見つける操作になるが、この演算は興奮波の伝播強度を一律に制御し、通常は次回起こるノードの発火で止める。この演算を数式モデルで表すと、ノード  $U_i$  を活性化したときの出力強度  $A_i(t)$ 、また結合係数を1としたとき、次時刻にノード  $U_j$  が受ける強度  $A_j(t+1)$  は、次式で示される[1]。

$$A_j(t+1) = \frac{1}{n} \sum_i k_{ji} A_i(t)$$

(ただし、 $k_{ji}$  は  $U_i$  と  $U_j$  との結合の有無を表し、結合がある場合は  $k_{ji}=1$ 、無い場合は  $k_{ji}=0$  を示す。また  $n$  は活性化したノードの個数である)

$A_j \geq 1$  の刺激を受けたノードがしきい値を超えて発火する。いま、 $n$  個のノードを活性化したとき、出力強度  $A_i(t)$  を1とすれば、それぞれのリンク上を伝播する興奮波によって、活性化したすべてのノードにリンクしたノードだけが  $(1/n) \times n = 1$  のしきい値に達する刺激を受ける。つまり、条件となる  $n$  個のノードを活性化させてニューロン演算を行うと、活性化したすべてのノードにリンクしたノードが発火し、すべての推論の条件となるノードを発火すると、その条件を満たすノードが発火し、ニューロン演算により検索ができることになる。

図2の知識に対して、「東京で1867年に生まれたのは誰か?」という質問を入力した場合を考える。ここで疑問文の中の疑問詞にあたる自立語要素を疑問詞要素と呼び、それに伴う発火させる要素を条件要素と呼ぶ。ここでは、「東京」、「1867年」、そして、その二つをそれぞれ場所格、時間格として持っている「生まれた」、そして疑問詞要素「誰」に対応する「主格」のリンクが条件要素となる。これにより、「生まれた」「1867年」「東京」は、上記の式に従い、それぞれのリンクしている要素へ  $1/3$  の興奮波を伝播させる。これにより、しきい値が1を超えた「漱石」と「露伴」が答えとして発火し答えを検索することができる(図3)。

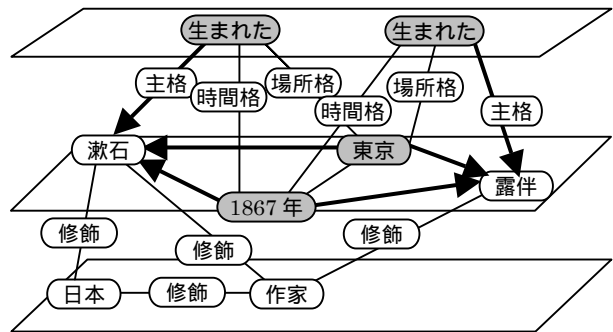


図3 応答プロセス

そしてその答えと疑問文のモデルにより、「漱石と露伴が1867年に東京で生まれました」という回答が作成される。これは両者ともにこの条件を満足しているためである。このように、本モデルは自然言語の情報を要素によって構成して、その関係を使って処理するため、情報の形にとらわれない柔軟な機構である。

### 3.2 処理機構

汎用の計算機上での実行できる検索システムとして、入出力および演算を行う本モデルの処理機構を図4に示す。処理およびデータの流れを矢印で示し、各処理を担う機構は矩形で示している。システム全体は大きく分けて、学習システムと検索システムに分けられる。

学習システムは、日本語の一文を知識として変換してデータベースに登録する機構である。登録者は自然言語の一文を入力すると、それは自然言語文変換機構に渡される。自然言語文変換機構は意味ネットワーク化機構を持ち、入力された自然言

語文を意味ネットワーク表現の知識に変換する。最終的に知識は知識登録機構によって適切なデータ構造へと変換され、知識データベースに登録される。知識データベースはネットワーク構造を保持できるデータ構造を持っている。登録者が次々と知識を登録することによって、複数の知識を持つ大きなニューラルネットワークが構成され、それによって学習が行なわれるのである。

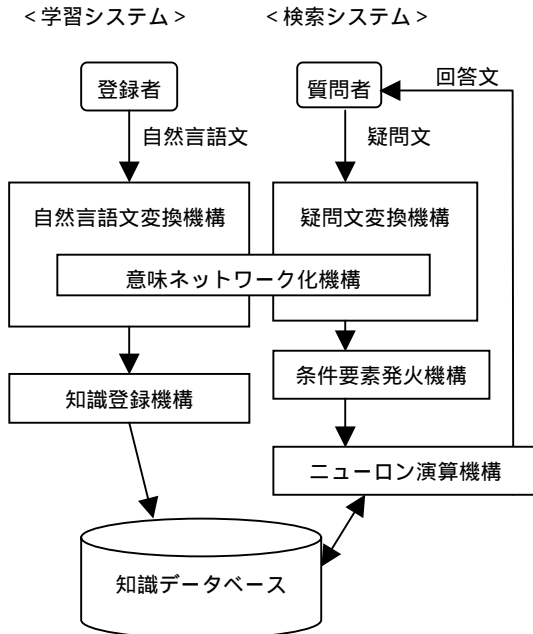


図4 処理機構

検索システムは、質問を発行すると検索を行い、その回答を返す機構である。質問者が疑問文を入力すると、それは疑問文変換機構によって意味ネットワーク表現に変換される。意味ネットワーク化するのは意味ネットワーク化機構だが、これは学習システムがもつそれと共通である。疑問文は意味ネットワーク表現されると、条件要素の発火を制御する。まず条件要素発火制御機構によって指示された発火すべき条件自立語要素に対応するデータベース内のノードを発火させてニューロン演算する。発火が収束した時点で、質問者に回答不能という結果も含めて、検索の結果をして回答文を返す。

この処理機構は、知識の登録と検索の入出力機能、さらには手続きのプログラムを内部に持ち、データベースを外部に持つ2階層のデータベースシステムとなる。計算機上での実現を考え、データベースは一般的な関係型データベースシステムを想定している。

#### 4. 実装

本モデルの意味ネットワークを構成しているノードとリンクを2つの集合と捉え、その情報を保持できるように、2次元表型のデータ構造に変換すると、汎用の関係型データベースシステムで本モデルを実現することができるのである。この取り扱いについて以下に示す。

システムは変換されたネットワーク情報を保持するデータベースを持つ。関係表を用いて、その内部定義を考える。ここでは3つのテーブルを用意する。第1に各ノードの情報を保持す

る「Node」テーブル、第2にノード間のリンクの情報を保持する「Link」テーブル、第3に疑問文から得られた条件要素の発火時刻情報を保持する「Prerequisite」テーブルである。各テーブルの定義を表2に示す。

表2 各テーブルの定義

「Node」テーブル定義

フィールド	型	説明
NodeID	整数型	ノード固有の ID
NodeName	文字列型	ノードの概念 (= 記号名)

「Link」テーブル定義

フィールド	型	説明
LinkID	整数型	リンク固有の ID
NodeID	整数型	Node テーブルの同名と同じ
LinkNode	整数型	NodeID が示すノードがリンクしている ID
LinkType	整数型	リンクの形式 (表1を参照)

「Prerequisite」テーブル定義

フィールド	型	説明
PreID	整数型	前提条件固有の ID
NodeID	整数型	Node テーブルの同名と同じ
NodeName	文字列型	Node テーブルの同名と同じ
LinkType	整数型	Link テーブルの同名と同じ

図3で示した発火を行う時点での、Node テーブルのデータを示す(表3)。まず、知識として「日本の作家の漱石は1867年に東京で生まれた」という文の自立語がNodeテーブルにIDを付けて登録され、そのノード間の関係がLinkテーブルに登録される。同じように、「作家の露伴は1867年に東京で生まれた」という文の構造がそれぞれのテーブルに登録される。この時、2章で示した同一化の規則により、動詞以外の既に登録されているノードは登録されない。ここでは、「生まれた」と「露伴」の二つのノードが登録されている。そして既存のノードと新しく登録されたノードの関係を、構文要素を補足してLinkテーブルに登録している。それらの登録された知識に対して発せられた疑問文は、まずモデル化され、その後にPrerequisiteテーブルに登録される。図3における疑問文は「東京で1867年に生まれたのは誰か?」という文であり、「生まれた」というノードと「誰」に対応した「主格」の構文要素、そして「東京」と「1867年」というノードがまず発火するため、それらが登録される。

表3 Node テーブルのデータ

NodeID	NodeName
1	生まれた
2	漱石
3	東京
4	1867年
5	日本
6	作家
7	生まれた
8	露伴

次に、これらのテーブル内の情報に対してニューロン演算を行うために、式をSQLによる問い合わせをする。SQLは、いわ

ば集合演算を行うツールであり、通常 SQL は内部のデータやその構造を強く意識してデータを操作・抽出する。すなわち、未知のデータベースから有益な情報を探し出すには不向きなツールと言える。しかし、自然言語の持つ情報をデータとして持ち、検索にも自然言語を使う本モデルは、ニューロン演算を SQL で代替できる。それは本モデルのシステムと計算機との親和性が高く、本モデルは汎用の計算機で実現できる知識表現であることを意味する。

発火の式を実装した SQL を実行すると、表4のような結果が得られる。確かに、「漱石」と「露伴」というノードが発火の結果として導かれている。このように、知識を Node テーブルと Link テーブルに登録し、それらに対する質問を Prerequisite テーブルに登録し、SQL を実行することによって、ニューロン演算が実現できる。

表4 SQL の結果

LinkNode	NodeName	ignition
2	漱石	3
6	露伴	3

注意として現段階では本研究は自然言語文をネットワーク化してデータベースに登録する作業や疑問文の条件要素を解析する作業、さらには導かれた自立語要素から回答文を作り出す作業は手作業で行っている。これらを自動化する手法は、知識表現の分野から外れるので、本稿での議論は省く。

## 5. 評価実験

年表コーパスにおける 50 文を対象として、それをモデル化しニューロン演算による検索を行うことによってシステムの性能を評価した。評価尺度としては、モデル化率と解答率を用いた。モデル化は、日本語の一文を、本手法においてモデル化が可能であった割合であり、解答率はそのモデル化した知識に対し、質問を与えて発火機能が正常に機能した割合である。

コーパスの 50 文の中に含まれるノードは 398 語あった。これを本手法の同一化の規則により共通ノードを検索した所、45 語が同一化可能なノードであり、知識としてのノードは 283 語となった。そのノードに構文要素を用いてリンクすることによりモデル化を行い、これらの複数の知識に対して、関連付けるような質問や、逆に特定するような質問をし、ノードの検索を行った。その結果を表5に示す。

表5 モデル化率と解答率(%)

	ノード	文
モデル化率	84	76
解答率	100	100

今回の実験で対象とした 50 文のうち 38 文、283 語のノードのうち 238 語がモデル化に成功という結果になった。そのモデル化が可能であった文において質問文のノードを発火し、応答文生成のためのノードを検索した。その結果、年表コーパスでは自然言語の知識が比較的簡潔な文で書かれており、格構造の省略が少なく、本モデルに適したコーパスということもあり、モデル化した全ての文とノードにおいて発火機構は全て正常に

機能した。

今回の実験では表1で示した8つの構文要素と、修飾関係、そして共起関係を示した 10 種類の構文要素を使用した。モデル化できなかった文やノードは、この関係だけでは表せないものであり、主に複数の文で出来事が表されていた。多くの場合、文と文との関係は接続詞によって表される場合が多く、このような構造の構成方法は、論理的な時間の流れや、原因と結果の関係を示す概念などを持つ要素を用意して記述し、それらの新しい構文要素と現在使用している 10 種類の構文要素を考慮して、改めて発火の式を定義する必要がある。

そのような構文要素が全てのコーパスに対して、上手く機能するかは、より多くの例文で確かめる必要があるが、このように新たな構造要素を用意して関係を表現すれば、より多くの文を知識表現できる可能性を示唆している。

## 6. むすび

本稿では、自然言語の一文の語をノードとしネットワークを作り、ニューラルネットワークとして機能するよう構成することにより、ニューロン演算で知識を検索するニューラルネットワークモデルができることを示した。この知識表現は、文と文の関係を共通のノードを同一化する処理を行い、多数の文に渡って、意味に基づく柔軟な処理を可能にした。また、本モデルの具体的な処理機構を明らかにすることにより、このシステムの計算機上での実現可能性を示した。

言語は語の組合せと構文規則などで作られた情報表現系で、人間はこの言語を使って思考し内的な情報を表すことから、人間の内部情報も言語の概念に基づく構成に近い構造になっていると考えられる。人間と機械との情報交換を容易にし思考形態を近づけるためには、知識表現をこれに近づけることが必要であり、この意味で本モデルは、自然言語文をそのまま扱い処理するものであり、人間の思考形態に近い知識表現であると考えられる。

### 参考文献

- [1] 赤羽：“記号処理型のニューラルネットワークモデルと集合で表した知識表現,” 人工知能学会誌, Vol.11, No.4, pp.566-573, Jul, 1996.
- [2] 小林, 太原：“ニューラルネットワークによる自然言語の知識表現,” 2001年電子情報通信学会総合大会講演論文集 情報・システム Vol.1, p.115, Mar. 2001.
- [3] 小林 靖宙, 太原 育夫：“自然言語を対象としたニューラルネットワークによる知識表現と検索” 東京理科大学情報科学専攻平成 13 年度修士論文
- [4] 長尾 真：“自然言語処理”, 岩波講座, April.1996
- [5] 江馬 務, 谷山 茂, 猪野 謙二：“新修国語総覧”, 京都書房, Jun.1977
- [6] 福田 雅志, 延澤 志保, 太原 育夫：“応答文生成のためのニューラルネットワークによる知識表現”, 第2回情報科学技術フォーラム (FIT2003), E-502, Sep .2003