意味構成のための非線形類似度学習

Non-linear Similarity Learning for Semantic Compositionality

椿 真史
Masashi Tsubaki

奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
masashi-t@is.naist.jp, <https://sites.google.com/site/masashitsubaki814/home>

新保 仁
Masashi Shimbo

(同 上)
shimbo@is.naist.jp, <http://cl.naist.jp/~shimbo/index.ja.html>

松本 裕治
Yuji Matsumoto

(同 上)
matsu@is.naist.jp, <http://cl.naist.jp/staff/matsu/home.html>

keywords: natural language processing, semantic compositionality, similarity learning, representation learning, kernel method

Summary

The notion of semantic similarity between text data (e.g., words, phrases, sentences, and documents) plays an important role in natural language processing (NLP) applications such as information retrieval, classification, and extraction. Recently, word vector spaces using distributional and distributed models have become popular. Although word vectors provide good similarity measures between words, phrasal and sentential similarities derived from composition of individual words remain as a difficult problem. To solve the problem, we focus on representing and learning the semantic similarity of sentences in a space that has a higher representational power than the underlying word vector space. In this paper, we propose a new method of non-linear similarity learning for compositionality. With this method, word representations are learned through the similarity learning of sentences in a high-dimensional space with implicit kernel functions, and we can obtain new word representations inexpensively without explicit computation of sentence vectors in the high-dimensional space. In addition, note that our approach differs from that of deep learning such as recursive neural networks (RNNs) and long short-term memory (LSTM). Our aim is to design a word representation learning which combines the embedding sentence structures in a low-dimensional space (i.e., neural networks) with non-linear similarity learning for the sentence semantics in a high-dimensional space (i.e., kernel methods). On the task of predicting the semantic similarity of two sentences (SemEval 2014, task 1), our method outperforms linear baselines, feature engineering approaches, RNNs, and achieve competitive results with various LSTM models.

1. はじめに

情報検索やテキストマイニングなどの自然言語処理アプリケーションでは、単語や句、文や文書における類似度が重要となる。この類似度に基づき、文書の分類やクラスタリングなどが行われる。類似度の計算には例えば、2つの文書に出現する同一単語の数などの、表層的な素性を用いる手法がまず考えられる。しかしこのようなアプローチでは、言語が持つ「意味」を適切に捉えることはできない。

自然言語処理では「意味」を扱うために、古くから現在に至るまで、単語ベクトル表現の研究が行われてきた [Bengio 03, Blei 03, Collobert 11, Deerwester 90, Mikolov 13, Pennington 14, Turney 12, Widdows 10]。この単語ベクトルを用いて我々は、単語間の意味的な類似度であれば、ベクトル間の距離や内積を計算することで、ある程度適切に捉えることができる。しかし、複数の単語が

なる句や文の意味をベクトル空間でどのように構成し、その類似度をどのように計算するかは自明ではない。このような問題を解決するために、ベクトル空間における意味構成の研究が、近年盛んに行われるようになった [Baroni 13, Cruys 13, Erk 12, Mitchell 10, Socher 13, Tsubaki 13]。この研究の目標は、複数の単語ベクトルから句や文の意味ベクトルを構成する関数を、適切にモデル化し学習することである。

しかし、この意味構成の研究には、未だ多くの問題が存在する。特に本論文で我々は、以下の2つの問題に焦点を当てる。

- (1) 文が持つ構造 (依存構造や述語項構造) を、ベクトル空間においてどのように表現するのか？
- (2) 単語よりも遥かに多くのバリエーションを持つ文の意味を、単語ベクトル空間からどのように構成するのか？

これらの問題を解決するために我々は、文の構造と意味

図1 提案法の概略図．我々は、単語から文の意味構成に伴い、より表現力の高い高次元空間を同時に構成し学習する．実際には、文の高次元ベクトルを陽に計算し学習することも可能であるが、その場合、高次元空間の次元数や高次元ベクトル学習のコストなどの問題が生じる．そこで我々は、文の高次元ベクトルを陽に計算することなく、カーネル関数によって写像された高次元空間においてその類似度のみを計算し学習する．そして最終的に、文の意味構成により適した単語ベクトル表現のみを陽に獲得する．

を単語ベクトル空間よりも高い表現力を持つ高次元空間において学習することに焦点を当てる．例えば、“*Newton was inspired to formulate gravitation by watching the fall of an apple from a tree.*” という文が表現され得る空間は、“apple” や “gravitation”, “formulate” や “by” などの単語が表現される空間とは異なり、文が持つ複雑な構造と豊かな意味を表現できなければならない．つまり我々は、単語から文の意味構成に伴い、より表現力の高い高次元空間を同時に構成し学習する必要がある．

本論文で我々は、意味構成のための非線形類似度学習を提案する．提案法の概略を図1に示す．この図にあるように提案法は、文の高次元意味ベクトル表現を陽に計算することなく、カーネル関数によって写像された高次元空間においてその類似度のみを計算し学習することで、文の意味構成により適した単語表現を新たに獲得する．また提案法は、recursive neural network (RNN) [Socher 14] や long short-term memory (LSTM) [Tai 15] などの、自然言語処理における deep learning の手法とは一線を画する．これらの手法は、文の構造と意味を低次元空間のみを用いて詳細にモデル化するが、提案法は低次元空間と高次元空間の双方を用いることで、それらをより簡潔に表現し効率的に学習することができる．

本論文の貢献は以下の2点である．

- (1) 我々は、低次元空間における構造表現と、高次元空間における意味学習の双方を用いることで、適切な文構成のための新たな単語ベクトル表現を獲得した．
- (2) 提案法は、自然言語処理のコンペティションである SemEval 2014 の文の意味的類似度評価タスクに

おいて、上位チームをすべて上回るだけでなく、近年の様々な deep learning の手法と同程度の性能を達成した．

2. 背景

2.1 単語ベクトル空間と意味構成モデル

単語の意味をベクトルによって表現する手法は、これまで数多く提案されている．古くは単語の共起頻度行列の特異値分解に基づく潜在意味解析から、近年ではニューラルネットワークを用いたニューラル言語モデルに至るまで、そのアプローチは様々である [Bengio 03, Blei 03, Collobert 11, Deerwester 90, Mikolov 13, Pennington 14, Turney 12, Widdows 10]．これらはアプローチの違いこそあれど、得られた単語ベクトル間の距離や内積を計算することで、単語間の意味的な類似度をある程度適切に捉えることができるという点においては共通している．しかし、この単語ベクトルを用いて、複数の単語からなる句や文の意味をどのように構成し、その類似度をどのように計算するかは自明ではない．

このような問題を解決するために、ベクトル空間における意味構成の研究が、特に近年盛んに行われるようになった [Baroni 13, Erk 12, Mitchell 10]．この研究では具体的に、複数の単語ベクトルを引数として、句や文の意味ベクトルを出力する構成関数をモデル化し学習する．この構成関数は主に、行列やテンソル、ニューラルネットワークなどを用いて作られる [Cruys 13, Socher 13, Tsubaki 13]．これらの中でも特に重要なのが、deep learning の一手法である recursive neural network (RNN) である．

RNN は、構文木とニューラルネットワークを用いて、任意の長さの文を1つのベクトルで表現し学習することができる．まず、2つの単語 w_i と w_j に対する d 次元ベクトル $d(w_i)$ と $d(w_j)$ から、同じく d 次元の句ベクトル p を、以下の構成関数を用いて計算する．

$$p = g \left(\mathbf{W} \begin{bmatrix} d(w_i) \\ d(w_j) \end{bmatrix} \right) = g(\mathbf{W}_l d(w_i) + \mathbf{W}_r d(w_j)). \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_l; \mathbf{W}_r] \in \mathbb{R}^{d \times 2d}$ はニューラルネットワークで学習する重み行列 ($;$ は行列の連結を表す)、 g は $\tanh$ などの非線形関数である．この構成関数を、構文木に合わせすべての単語ペアに対し再帰的に適用し、最終的に1つの文ベクトルを得る．この文ベクトルは、何らかの教師データを用いて、誤差逆伝播法によって学習される．

2.2 計量学習とその非線形拡張

本論文の冒頭で述べた類似度 (以降、より一般的に計量と呼ぶ) は、自然言語処理だけでなく、機械学習全般において重要である．なぜならすべての機械学習手法は、各々のデータが適切な計量を持つことが前提となってお

り、それに基づき分類、クラスタリング、回帰などが行われる。ここでの適切な計量とは、似たデータであればベクトル空間においてそれらの距離が小さい、あるいは内積が大きいということの意味する。そのため機械学習においては、計量学習と呼ばれる分野が古くから存在する [Bellet 13, Xing 02]。この計量学習の目標は、問題を解く上でより適切な距離や内積を持つベクトル空間をデータから学習し、新たに獲得することである。

例えば、距離学習 [Weinberger 05, Xing 02] では主に、以下のマハラノビス距離と呼ばれる計量を最適化する。

$$D_M(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\mathbf{x} - \mathbf{x}')^T \mathbf{M}(\mathbf{x} - \mathbf{x}'). \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{x}'$ は特徴ベクトル、 $\mathbf{M}$ は学習する変換行列 (半正定値行列) である。また一方で、類似度学習 [Chechik 10, Qamar 08] では主に、内積に基づく以下の計量を学習する。

$$K_M(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathbf{x}^T \mathbf{M} \mathbf{x}'. \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{M} = \mathbf{W}^T \mathbf{W}$ のように分解することで、式 (2) は以下のように書くことができる。

$$\begin{aligned} D_M(\mathbf{x}, \mathbf{x}') &= (\mathbf{x} - \mathbf{x}')^T \mathbf{M}(\mathbf{x} - \mathbf{x}') \\ &= (\mathbf{x} - \mathbf{x}')^T \mathbf{W}^T \mathbf{W}(\mathbf{x} - \mathbf{x}') \\ &= (\mathbf{W}\mathbf{x} - \mathbf{W}\mathbf{x}')^T (\mathbf{W}\mathbf{x} - \mathbf{W}\mathbf{x}') \\ &= \|\mathbf{W}\mathbf{x} - \mathbf{W}\mathbf{x}'\|^2. \end{aligned} \quad (4)$$

同様に、式 (3) も最終的には以下のように書くことができる。

$$K_M(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\mathbf{W}\mathbf{x})^T (\mathbf{W}\mathbf{x}'). \quad (5)$$

つまり、距離ないしは類似度学習は、元のデータ点 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{x}'$ を、より適切なユークリッド距離ないしは内積を持つ空間へと変換する行列 $\mathbf{W}$ を学習することと等価であることがわかる。

さらに計量学習は、カーネル関数を用いることで、非線形に拡張することができる [Chatpatanasiri 08, Chatpatanasiri 10, Jain 12, Kédem 12]。非線形カーネル関数を K 、高次元再生核ヒルベルト空間を $\mathcal{H}$ とすると、我々は高次元ベクトル $\phi(\mathbf{x}) \in \mathcal{H}$ を陽に考えることなくその内積 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \phi(\mathbf{x})^T \phi(\mathbf{x}')$ のみを用いることで、非線形計量学習を高次元空間におけるカーネル学習として定式化できる。このように我々は、カーネル関数を用いた計量学習の非線形拡張によって、問題を解くためのより良い高次元空間を新たに獲得することができる。

2.3 ペアデータに対するニューラルネットワーク

近年、ニューラルネットワークをペアデータに対して適用する研究が盛んに行われている。ペアデータとは例えば、異なる言語の平行コーパス、質問応答タスクにおける質問文と応答文、さらには画像データとそのキャプション (説明文) のペアなどである。自然言語処理では、

このようなペアデータを処理することがアプリケーションにおいて重要となる。

例えば Hermann ら [Hermann 14] は、平行コーパスを訓練データとして、その文書ベクトル間のユークリッド距離を最小化することで、様々な言語の単語ベクトルを学習する手法を提案している。また Gao ら [Gao 14] も平行コーパスを訓練データとして、機械翻訳のためのニューラルネットワークを提案している。このモデルでは、原言語と目標言語を共通のベクトル空間で表現し、それらの翻訳スコアをベクトル間の距離や内積を用いて計算し最適化する。さらに Kiela ら [Kiela 14] は、画像と言語のペアデータを利用した、マルチモーダルなニューラルネットワークを提案している。

このように、ペアデータを用いた研究は様々にあるものの、これらの研究は 2・2 節の計量学習の観点から捉え直すことができる。つまり、 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{x}'$ を特徴ベクトル、 f を非線形変換とした上で、距離 $\|f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}')\|^2$ や内積 $f(\mathbf{x})^T f(\mathbf{x}')$ をニューラルネットワークを用いて最適化していることと等価であると言える。これを踏まえると上記の研究は、計量学習における変換行列 $\mathbf{W}$ に $\tanh$ などの非線形関数を適用した拡張であり、これは主に情報検索分野などで deep metric learning と呼ばれている [Wu 13]。

3. 提案法

本章で我々は、意味構成のための非線形類似度学習を提案する。訓練データは、 $\{((S_i, S'_i), y_i)\}_{i=1}^N$ の形式で与えられるものとする。ここで、 (S_i, S'_i) は i 番目の文 S と文 S' のペア、 $y_i \in [0.0, 1.0]$ は (S_i, S'_i) に対する正規化された類似度スコア、そして N は訓練データ数である。我々の目標は、文の意味構成のための新たな単語表現学習モデルを構築することである。

そのために我々は、ニューラルネットワークを用いた低次元空間における文の構造と意味の表現 (3・1 節) と、カーネルを用いた高次元空間における非線形類似度学習 (3・2 節) とを組み合わせる。このような我々のアプローチは、以下の仮説に基づいている。

何らかの構成的な表現 (ここでは文とする) は、それを構成する要素 (ここでは個々の単語となる) が表現されている空間よりも、表現力の高い空間において表現する必要がある。

つまり、カーネル関数によって写像される高次元空間が、文の構成に伴って生じる複雑な構造と豊かな意味を表現できることに着目する。実際には、文の高次元ベクトルを陽に計算し学習することも可能である。しかしその場合、高次元空間の次元数というハイパーパラメータや、高次元ベクトル学習のコストなどの問題が生じる。我々は、文の高次元ベクトルを陽に計算することなく、カー

ネル関数によって写像された高次元空間においてその類似度のみを計算し学習する．そして最終的に，文の意味構成により適した単語ベクトルを陽に獲得する．

3.1 ニューラルネットワークを用いた低次元空間における文の構造と意味の表現

本節では，文の構造と意味を表現するための，幾つかの構成関数を導入する．我々は，文 S の構造と意味を表現する低次元ベクトル $\mathbf{x}$ を，構成関数 f を用いて計算する．特に本稿では，以下の 2 つの関数を用いる．

まず単純に，文ベクトルを $\mathbf{x} = f_{SUM}(S) = \sum_{w \in S} \mathbf{d}(w)$ と計算する．ここで， w は文 S に含まれる単語， $\mathbf{d}(w) \in \mathbb{R}^d$ は単語 w に対する d 次元ベクトルである．これは単語ベクトルの単純な和に基づく文の Bag-Of-Words 表現であり，文が持つ構造情報は保持されず，文に含まれる単語の共起情報のみが考慮される．

もう一つの構成関数として我々は，文の構造を保持したベクトルを以下のように計算する．

$$\mathbf{x} = f_{STR}(P_S) = g \left(\sum_{(w_i, w_j) \in P_S} h \left(\mathbf{W} \begin{bmatrix} \mathbf{d}(w_i) \\ \mathbf{d}(w_j) \end{bmatrix} \right) \right). \quad (6)$$

ここで P_S は，文 S が持つ構文的あるいは意味的に関係のある単語ペアの集合， $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{d \times 2d}$ は学習する重み行列， w_i は文 S における i 番目の単語，そして g と h は線形関数あるいは非線形関数の $\tanh$ とする．特に重み行列 $\mathbf{W}$ は，構文解析によって得られた w_i と w_j に対するラベルによって決める．本論文では，品詞タグによって決める時 $\mathbf{W}_{(pos(w_i), pos(w_j))}$ ，述語項ラベル (例えば，意味上の主語や目的語などを表すタグ) によって決める時 $\mathbf{W}_{(sem(w_i), sem(w_j))}$ と表記する．このように重み行列を設定し学習することで，文が持つ構造の情報を適切に保持したベクトルを得ることができる．

さらに我々は，項を 2 つ持つ単語に対して，上式を以下のように拡張する．

$$\mathbf{x} = f_{STR}(P_S) = g \left(\sum_{(w_i, w_j, w_k) \in P_S} h \left(\mathbf{W} \begin{bmatrix} \mathbf{d}(w_i) \\ \mathbf{d}(w_j) \\ \mathbf{d}(w_k) \end{bmatrix} \right) \right). \quad (7)$$

この構成関数は，文の動詞における意味上の主語や目的語などの関係を，より自然かつ直接的に捉えることができる．例えば，“A man in a blue jumpsuit is courageously performing a wheelie on a motorcycle.” における “man-performing-wheelie” や，“A girl in a uniform, which is blue, is quickly raising her arm.” における “girl-raising-arm” などである．

図 2 に，構成関数の概略図を示す．本論文の構成関数は，重み行列の設定に述語項構造ラベルを用いる点など

図 2 構成関数の概略図．各単語ペアが持つ構造ラベルペアに対して重み行列を設定し学習することで，文が持つ構造の情報を適切に保持したベクトルとして表現することが可能となる．またこの構成関数は，文の動詞における意味上の主語や目的語などの関係を，より自然かつ直接的に捉えることができる．

を除けば，Socher ら [Socher 14] のモデルと類似したものととなっている．

3.2 カーネルを用いた高次元空間における非線形類似度学習

本節で我々は，カーネルを用いた非線形類似度学習を提案する．まず，ベースラインである線形カーネル K として，正規化された内積であるコサイン類似度 $K_{\cos}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathbf{x}^T \mathbf{x}' / \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{x}'\|$ を用いる．本論文では，すべてのカーネル関数 K を以下のように正規化する．正規化されたカーネルは，写像された空間におけるコサイン類似度となり，以下のように表現される．

$$K_{\cos}(\phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{x}')) = \frac{K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')}{\sqrt{K(\mathbf{x}, \mathbf{x})} \sqrt{K(\mathbf{x}', \mathbf{x}')}}. \quad (8)$$

ここで $\phi(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^\phi$ は，非線形カーネル関数 K によって写像された高次元空間における $\mathbf{x}$ の特徴ベクトルである．このような非線形カーネルとして我々は，以下の正規化された多項式カーネル K_{poly} とガウシアンカーネル K_{rbf} の 2 つを用いる．

$$K_{poly}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \left(\frac{c + K_{\cos}(\mathbf{x}, \mathbf{x}')}{c + 1} \right)^p, \quad (9)$$

$s.t. \ c \geq 0, \ p \in \mathbb{N},$

$$K_{rbf}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp \left(\frac{K_{\cos}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') - 1}{\sigma^2} \right) \quad (10)$$

$s.t. \ \sigma \geq 0.$

ここでのガウシアンカーネルは，ユークリッド距離ではなく内積ベースのものとしている．

次に我々は，2 つの文 S と S' の類似度 $K(S, S')$ を，3.1 節で述べた構成関数とカーネルを組み合わせ，以下の 2 通りで計算する．

$$K_{SUM}(S, S') = K(f_{SUM}(P_S), f_{SUM}(P_{S'})), \quad (11)$$

$$K_{SUM+STR}(S, S') = K(f_{SUM}(P_S), f_{SUM}(P_{S'})) + K(f_{STR}(P_S), f_{STR}(P_{S'})). \quad (12)$$

表 1 SICK のデータセットに含まれる、文ペアとその類似度スコアの例。

文 A	文 B	類似度スコア
A wild deer is jumping a fence.	A deer is jumping over a fence.	4.5
A woman is scrubbing a zucchini with a vegetable brush.	A woman is eating zucchini and vegetables and scrubbing with a brush.	3.2
Two people are carrying colorful baskets and blankets and walking near a building.	Two people are sitting with laden baskets and blankets.	2.8
A man is jumping into an empty pool.	There is no biker jumping in the air.	1.2

そして最終的な目的関数は、以下の $L(\Theta)$ とし、訓練データ $\{((S_i, S'_i), y_i)\}_{i=1}^N$ に対してこれを最小化する。

$$L(\Theta) = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \{y_i - K(S_i, S'_i)\}^2 + \frac{\lambda}{2} \|\Theta\|_2^2. \quad (13)$$

ここで、 Θ はモデルにおける学習パラメータの集合であり、単語ベクトル表現 $d(w)$ 、重み行列 W 、そしてカーネル関数内のパラメータ (多項式カーネルでは c 、ガウシアンカーネルでは σ) がこれに含まれる。このように我々は、文の高次元意味ベクトル表現を陽に計算することなく、カーネルによって写像された高次元空間においてその類似度のみを計算し学習することで、最終的には文の意味構成により適した単語表現を獲得する (図 1 参照)。

4. 実験

4.1 データセットと評価方法

提案法の評価には、自然言語処理のコンペティションである SemEval 2014 の、文の意味的類似度データセット [Marelli 14]^{*1} (Sentences Involving Compositional Knowledge, 以下 SICK) を用いる。SICK は、与えられた 2 つの文の意味的類似度を予測するタスクであり、その類似度は人手によって 1.0 から 5.0 の範囲でスコア付けされている (表 1 参照)。このデータセットには 9927 の文ペアが含まれており、訓練データ/開発データ/テストデータはそれぞれ、4500/500/4927 に分割されている。評価指標には、モデルで計算された類似度 (提案法では 2 つの文ベクトル間のカーネルの値) とデータセットの類似度スコアとのピアソン相関係数 r 、スピアマン相関係数 ρ 、平均二乗誤差 (MSE) の 3 つを用いる。

4.2 実装の詳細

提案法における目的関数は、式 (13) の $L(\Theta)$ であり、これを最小化する。 Θ は学習パラメータの集合であり、以下の 3 つである。

- (1) 訓練データに現れるすべての単語ベクトル。
- (2) 構造ラベルペアに対して与える重み行列 W 。

- (3) 多項式カーネルとガウシアンカーネル内のパラメータである c と σ 。

まず単語ベクトルは、以下の 4 種類の表現を用いて初期化して学習し、その性能を比較する：

- (1) Random ベクトル：50 次元とし、ベクトルの各要素は -1.0 から 1.0 の範囲でランダムな値とする。
- (2) LSA [Turney 12]：潜在意味解析 (LSA) によって得られた、50 次元の単語ベクトル表現。Turney の実験設定では、文脈の窓幅を 14 単語、行列の各要素を positive pointwise mutual information (PPMI) としている。ただしこの LSA ベクトルのみ、すべての単語ベクトルを正規化して使用する^{*2}。
- (3) NLM [Collobert 11]^{*3}：ニューラル言語モデル (Neural Language Model) で学習された、50 次元の単語ベクトル表現。
- (4) GloVe [Pennington 14]^{*4}：単語の共起頻度と最小二乗法に基づくモデルで学習された、50 次元の単語ベクトル表現。

我々はこれらの単語ベクトルを初期値とし、非線形類似度学習の中でさらに学習する^{*5}。

また、構文解析には Enju^{*6}を用い、構文的あるいは意味的な関係にある単語間の品詞タグと述語項構造ラベルを用いて、そのペアから重み行列 W を与える。これらの重み行列 W は、単位行列にガウシアンノイズを加えた $W = I + \epsilon$ で初期化する。さらに、カーネル内パラメータの初期値はそれぞれ、多項式カーネルでは $c = 1.0$ 、ガウシアンカーネルでは $\sigma = 5.0$ とする。多項式カーネルの次数については、すべての実験において $p = 3$ とする。

そして、モデルの学習は勾配法的一种である AdaGrad [Duchi 11] を用いて行い、学習率は単語ベクトル表現につ

^{*2} この LSA ベクトルは、要素の値の範囲が他のベクトルと比較して大きく (-10 から 10 程度)、正規化しない場合には学習が進まないことを実験で確認したためである。

^{*3} <http://ronan.collobert.com/senna/>

^{*4} <http://nlp.stanford.edu/projects/glove/>

^{*5} 本論文では、単語ベクトルを 50 次元に統一した。その理由は、(i) 比較実験するために同一次元である必要があること、(ii) 既存研究で良い性能を示すことが保証されている、大規模コーパスで学習済みの単語ベクトルであることを考慮した。その結果、ウェブ上あるいは論文の著者から入手可能な単語ベクトルが、50 次元の LSA、NLM、GloVe の 3 つであった。また未知語に関しては、ランダムベクトルを割り当てた。

^{*6} <http://www.nactem.ac.uk/enju/index.html>

^{*1} <http://alt.qcri.org/semeval2014/task1/>

いて $\alpha = 0.5$, 重み行列について $\beta = 10^{-2}$, カーネル内パラメータについて $\gamma = 10^{-3}$, 正則化項について $\lambda = 10^{-6}$ とする. 上記のハイパーパラメータはすべて, 開発データを用いてチューニングした.

4.3 比較する既存研究

まず我々は, コンペティションの上位チームである ECNU, The Meaning Factory, UNAL-NLP, Illinois-LH [Bjerva 14, Jimenez 14, Lai 14, Zhao 14] と比較する. これらのチームはすべて, 人手で設計した様々な種類の特徴量を用いている (6 章参照). また我々は, 自然言語処理における deep learning の手法とも比較する. 特に Tai ら [Tai 15] は, 様々な RNN や LSTM を用いて計算した文ベクトルと SICK のデータセットを用いて, 本論文と同様の実験を行っている. この実験結果は, 提案法の直接の比較対象となるため, 以下に Tai らのモデルの詳細を述べる.

Tai らはまず, 予測する類似度スコアを $[1, K]$ の実数値とし, RNN や LSTM を用いて 2 つの文ベクトル $\mathbf{h}_L$ と $\mathbf{h}_R$ を計算する. 次に, $\mathbf{h}_L$ と $\mathbf{h}_R$ の類似度 $\hat{y}$ を, ニューラルネットワークを用いて以下のように計算する.

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_\times &= \mathbf{h}_L \odot \mathbf{h}_R, \\ \mathbf{h}_+ &= |\mathbf{h}_L - \mathbf{h}_R|, \\ \mathbf{h}_s &= \sigma(\mathbf{W}^{(\times)} \mathbf{h}_\times + \mathbf{W}^{(+)} \mathbf{h}_+ + \mathbf{b}^{(h)}), \\ \hat{p}_\theta &= \text{softmax}(\mathbf{W}^{(p)} \mathbf{h}_s + \mathbf{b}^{(p)}), \\ \hat{y} &= \mathbf{r}^\top \hat{p}_\theta. \end{aligned} \quad (14)$$

ここで, $\odot$ はアダマール積 (ベクトルの要素ごとの積), $\mathbf{W}^{(\times)}$, $\mathbf{W}^{(+)}$, $\mathbf{b}^{(h)}$, $\mathbf{W}^{(p)}$, $\mathbf{b}^{(p)}$ はそれぞれ学習する重み行列とバイアスベクトル, そして $\mathbf{r}^\top = [1 \ 2 \ \dots \ K]$ である. 特に Tai らは, $\mathbf{h}_\times$ と $\mathbf{h}_+$ の両方を用いることで, どちらか一方のみを用いるよりも性能が向上したと報告している. 次に, 予測分布 p_i を以下のように定義する.

$$p_i = \begin{cases} y - \lfloor y \rfloor, & i = \lfloor y \rfloor + 1 \\ \lfloor y \rfloor - y + 1, & i = \lfloor y \rfloor \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

ここで, $1 \leq i \leq K$ である. そして最終的なコスト関数を, 以下のような正則化付きの KL ダイバージェンスとして最適化する.

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \text{KL}(p^{(k)} \parallel \hat{p}_\theta^{(k)}) + \frac{\lambda}{2} \|\theta\|_2^2 \quad (16)$$

このように Tai らのモデルでは, RNN や LSTM を用いて文ベクトルを計算する一方で, 2 つの文の類似度計算にはヒューリスティックな仮定と新たなニューラルネットワーク, そして複雑なコスト関数を用いてその最適化を行っている. 我々はこの Tai らの手法と, 提案法であるカーネルを用いた非線形類似度学習とを比較する.

表 2 様々な構成関数とカーネルを用いた時の, ピアソン相関係数 r , スピアマン相関係数 ρ , MSE の結果を示す. ここでは, 構成関数 f_{STR} における g と h はすべて線形であり, 用いた単語ベクトルは 50 次元の GloVe である.

モデル	r	ρ	MSE
Cosine (SUM)	0.7588	0.7391	0.4820
Poly (SUM)	0.8332	0.7810	0.3205
RBF (SUM)	0.8339	0.7804	0.3162
Cosine (SUM + STR_POS)	0.7510	0.7429	0.4510
Poly (SUM + STR_POS)	0.8301	0.7858	0.3176
RBF (SUM + STR_POS)	0.8325	0.7721	0.3094
Cosine (SUM + STR_SEM)	0.7647	0.7435	0.4787
Poly (SUM + STR_SEM)	0.8480	0.7968	0.2904
RBF (SUM + STR_SEM)	0.8447	0.7923	0.2968

5. 結果と考察

5.1 類似度学習における線形と非線形の比較

表 2 に, 様々な構成関数とカーネルを用いた時の, ピアソン相関係数 r , スピアマン相関係数 ρ , MSE の結果を示す. ここでは, 構成関数 f_{STR} における g と h はすべて線形であり, 用いた単語ベクトルは 50 次元の GloVe である. 考察は以下の通りである.

- (1) ピアソン相関係数 r , スピアマン相関係数 ρ , MSE のすべてにおいて, 非線形カーネル (多項式カーネルとガウシアンカーネル) の結果が, 線形カーネル (コサイン) の結果を大きく上回った. 特に, 最も高い性能を示したモデル (SUM+STR_SEM の多項式カーネル) では, ピアソン相関係数が 0.8480, スピアマン相関係数が 0.7968, MSE が 0.2904 となった. これらの結果は, カーネルを用いた高次元空間における非線形類似度学習が, 文の意味構成により適した単語ベクトル表現の獲得に効果的であることを示している.
- (2) STR モデル, つまり文の述語項構造を考慮する方が, SUM モデル, つまり Bag-Of-Words 表現よりも全体的に高い性能を示している. 特に, 述語項構造のラベルを用いて重み行列を設定し学習するモデルである STR_SEM が, 最も良い結果となっている. しかし一方で, 非線形類似度学習を用いさえすれば, たとえ SUM であったとしても 0.8 以上の高いピアソン相関係数となっていることも確認できる. この結果は, 文を単語ベクトルの総和で単純に計算したとしても, 非線形類似度学習によって高い性能を達成できることを示している.

5.2 構成関数における線形と非線形の比較

表 3 は, 構成関数と類似度学習における線形と非線形の組み合わせパターンと, そのピアソン相関係数の結果

表3 構成関数と類似度学習における線形と非線形の組み合わせパターンと、そのピアソン相関係数の結果を示している。ここで、構成関数は SUM+STR_SEM であり、用いた単語ベクトル表現は 50 次元の GloVe である。線形の構成関数と非線形の類似度学習の組み合わせの方が、より高い相関係数となっているのがわかる。

	$r(g, h \text{ が線形 (和)})$	$r(g, h \text{ が非線形 (tanh)})$
Cosine	0.7647	0.7717
Poly	0.8480	0.8392
RBF	0.8447	0.8393

を示している。ここで、構成関数は SUM+STR_SEM であり、用いた単語ベクトル表現は 50 次元の GloVe である。考察は以下の通りである。

- (1) 非線形カーネルを用いる方が、ニューラルネットワークの非線形関数を用いるよりも、相関係数の上昇が高いことが確認できる。これは、単語ベクトル空間において文の意味構成をモデル化し学習する際は、低次元空間ではなく高次元空間を用いる方がより効果的であることを示している。
- (2) 線形の意味構成と非線形の類似度学習の組み合わせが、この中で最も良い結果となっている。このモデルの組み合わせの大きな利点は、実装やその最適化が容易なことである。我々は、低次元空間で詳細かつ複雑にモデル化したニューラルネットワークを構築することなしに、低次元空間と高次元空間の双方を用いてよりシンプルに単語表現学習モデルを構築することができる。

5.3 既存研究との比較

表4は、様々な既存研究の結果と提案法の結果との比較を示している。考察は以下の通りである。

- (1) 我々の提案法は、コンペティションの上位4チームを上回る結果を示している。これらのチームはすべて、外部資源などを用いて人手で特徴量を設計する素性エンジニアリングベースの手法である。このことから、結果だけでなく手法のシンプルさにおいても、提案法に優位性がある。提案法は、外部資源や素性設計を一切必要としない。
- (2) 提案法は、RNNをベースとした Socher ら [Socher 14] の DT-RNN と SDT-RNN よりも高い性能を示している。これらは、ニューラルネットワークの非線形関数を用いて低次元の文ベクトルを計算し学習するモデルであり、類似度学習に非線形性はない。また提案法は、Bag-Of-Words モデルである SUM であったとしても、これらの RNN を上回っている。このことは、RNN による文構造の詳細なモデル化が、逆に性能を低下させることを示唆している。一方で、提案法のカーネルを用いた非線形類似度学習は、より頑健である。

図3 4種類の単語ベクトルを用いた時の学習曲線。横軸が訓練データに対するイテレーション回数、縦軸がテストデータに対するピアソン相関係数となっている。ここでの構成関数は f_{SUM} とした。

- (3) 提案法は、LSTM の様々なモデルとほぼ同性能を達成しており、特にスピアマン相関係数では2位にランクしている。このこともまた、提案法の頑健さと、高次元空間における類似度学習が効果的であることを示している。RNN や LSTM ような文ベクトルを陽に計算するモデルでは、文の構造とニューラルネットワークの構造の双方から生じるモデル上の制約によって、単語と同一次元の空間において文を表現しなければならない。これとは対照的に、カーネルを用いた提案法はそのような制約を受けることなく、構造と意味をより柔軟に表現し適切に学習することができる。

5.4 単語ベクトルと学習曲線

図3は、4種類の単語ベクトルを用いた時の、訓練データに対するイテレーション回数と、テストデータに対するピアソン相関係数の推移を示している。

ランダムベクトル、LSA、NLM、そしてGloVeともに同様の学習曲線となっており、これらの中でも特にGloVeが最も良い性能を示している。また、たとえランダムなベクトルであったとしても、学習はある程度適切に進むことも確認できる。これらの事実は、単語ベクトルを大規模コーパスを用いて事前に学習することよりもむしろ、タスクに合わせて単語ベクトルを学習することの方がより重要であることを示唆している。

5.5 カーネル内パラメータの最適化と学習曲線

図4は、3種類のカーネルを用いた時の、訓練データに対するイテレーション回数と、テストデータに対するピアソン相関係数の推移を示している。

ここで興味深いのは、ガウシアンカーネルを用いた場

表 4 既存研究との比較．(1), (2), (3) はそれぞれランキングを表す．表のグループ分けは上から，コンペティションでの上位チーム，recursive neural network (RNN)，long short-term memory (LSTM)，そして提案法である．提案法は，スピアマンの相関係数について 2 位にランクしている．

Method	r	ρ	MSE
Illinois-LH_run1 [Lai 14]	0.7993	0.7538	0.3692
UNAL-NLP_run1 [Jimenez 14]	0.8043	0.7458	0.3593
Meaning_Factory_run1 [Bjerva 14]	0.8268	0.7722	0.3224
ECNU_run1 [Zhao 14]	0.8280	0.7689	0.3250
DT-RNN [Socher 14]	0.7923	0.7319	0.3822
SDT-RNN [Socher 14]	0.7900	0.7304	0.3848
LSTM	0.8528	0.7911	0.2831
Bidirectional LSTM [Graves 13]	0.8567 (2)	0.7966 (3)	0.2736 (2)
2-layer LSTM [Graves 13]	0.8515	0.7896	0.2838
2-layer Bidirectional LSTM [Graves 13]	0.8558	0.7965	0.2762
Constituency Tree LSTM [Tai 15]	0.8582 (3)	0.7966 (3)	0.2734 (3)
Dependency Tree LSTM [Tai 15]	0.8676 (1)	0.8083 (1)	0.2532 (1)
提案法 (SUM+STR_SEM の多項式カーネル)	0.8480	0.7968 (2)	0.2904

図 4 3 種類のカーネルを用いた時の学習曲線．横軸が訓練データに対するイテレーション回数，縦軸がテストデータに対するピアソン相関係数となっている．ここでの構成関数は f_{SUM} とした．

合，訓練の初期段階では相関係数がコサインよりも低いだけでなく，一度下がっていることである．しかし，ガウシアンカーネル内のパラメータである σ が学習されるに従い，相関係数は急激に上昇しコサインを上回り，最終的には多項式カーネルとほぼ同程度の結果となる．

この結果は，ガウシアンカーネルを用いた非線形類似度学習の性能が， σ に大きく依存することを示している．このことは，ガウシアンカーネルにおける σ が，多項式カーネルにおける c と比べて，写像する高次元空間の性質を大きく左右するパラメータであるためだと考えられる．

6. 関連研究

SICK において成功した手法の多くは，素性エンジニアリングをベースとしている [Bjerva 14, Jimenez 14, Lai 14, Zhao 14]．これらの手法における特徴量は，自然言語処理でよく用いられる表層素性 (2 つの文に含まれる同一単語の数など) から，WordNet や Paraphrase Database [Ganitkevitch 13] などの外部資源を用いるものまで様々である．また，SICK に参加したチーム全体の結果から，単語ベクトルと意味構成モデルのみを用いた手法では，ピアソン相関係数が 0.7 程度に留まり，性能向上のためには外部資源を用いることが重要であると報告されていた [Marelli 14]．

近年，単語ベクトルを用いた文の意味構成モデルとして，deep learning の一手法である recursive neural network (RNN) [Socher 11] が盛んに研究されている．このモデルは，構文木に合わせて単語ベクトルを構成していき，最終的に得られた文ベクトルを誤差逆伝播法を用いて学習する．RNN は様々なタスクにおいて成功を収めているが [Socher 12, Socher 13]，文の階層的な木構造をニューラルネットワークを用いて詳細にモデル化し学習する必要があるのに加え，ベースラインである Bag-Of-Words よりも良い性能を示すとは限らないことが近年の研究でわかってきた [Socher 14]．その一方で，long short-term memory (LSTM) [Hochreiter 97] が，特に近年成功を収めるようになってきた [Sutskever 14]．LSTM は，文における単語の系列情報や単語間の長距離依存関係を適切に学習することができる，可変長のニューラルネットワークである．LSTM は，構文解析の結果に依存しないため，RNN より頑健に文の構造をモデル化できるのが大きな利点である．さらに近年の LSTM は，文の依存構造や木構造を扱う形へと様々に拡張されている [Tai 15]．

7. 結 論

本論文で我々は、意味構成のための非線形類似度学習を提案した。提案法は、文の高次元意味ベクトル表現を陽に計算することなく、カーネル関数によって写像された高次元空間においてその類似度のみを計算し学習することで、文の意味構成により適した単語表現を新たに獲得する。我々はこの提案法を用い、自然言語処理のコンペティションである SemEval 2014 の文の意味的類似度評価タスクにおいて、上位チームをすべて上回るだけでなく、近年の様々な deep learning の手法と同程度の性能を達成した。

謝 辞

有益なコメントをくださった査読者の方々に感謝いたします。なお、本研究の一部は、JST、CREST の支援を受けて実施しました。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Baroni 13] Baroni, M., Bernardi, R., and Zamparelli, R.: Frege in space: A program for compositional distributional semantics, *Linguistic Issues in Language Technologies* (2013)
- [Bellet 13] Bellet, A., Habrard, A., and Sebban, M.: A survey on metric learning for feature vectors and structured data, *CoRR* (2013)
- [Bengio 03] Bengio, Y., Ducharme, R., Vincent, P., and Janvin, C.: A neural probabilistic language model, *Journal of Machine Learning Research (JMLR)* (2003)
- [Bjerva 14] Bjerva, J., Bos, J., Goot, van der R., and Nissim, M.: The meaning factory: formal semantics for recognizing textual entailment and determining semantic similarity, in *SemEval* (2014)
- [Blei 03] Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I.: Latent dirichlet allocation, *Journal of Machine Learning Research (JMLR)* (2003)
- [Chatpatanasiri 08] Chatpatanasiri, R., Korsrilabutr, T., Tangchanachaiyanan, P., and Kijisirikul, B.: On kernelizing Mahalanobis distance learning algorithms, *Arxiv preprint*. <http://arXiv.org/abs> (2008)
- [Chatpatanasiri 10] Chatpatanasiri, R., Korsrilabutr, T., Tangchanachaiyanan, P., and Kijisirikul, B.: A new kernelization framework for Mahalanobis distance learning algorithms, *Neurocomputing*, Vol. 73, No. 10, pp. 1570–1579 (2010)
- [Chechik 10] Chechik, G., Sharma, V., Shalit, U., and Bengio, S.: Large scale online learning of image similarity through ranking, *Journal of Machine Learning Research (JMLR)* (2010)
- [Collobert 11] Collobert, R., Weston, J., Bottou, L., Karlen, M., Kavukcuoglu, K., and Kuksa, P.: Natural language processing (almost) from scratch, *Journal of Machine Learning Research (JMLR)* (2011)
- [Cruys 13] Cruys, Van de T., Poibeau, T., and Korhonen, A.: A tensor-based factorization model of semantic compositionality, in *Proceedings of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)* (2013)
- [Deerwester 90] Deerwester, S. C., Dumais, S. T., Landauer, T. K., Furnas, G. W., and Harshman, R. A.: Indexing by latent semantic analysis, *JASIS* (1990)
- [Duchi 11] Duchi, J., Hazan, E., and Singer, Y.: Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization, *Journal of Machine Learning Research (JMLR)* (2011)
- [Erk 12] Erk, K.: Vector space models of word meaning and phrase meaning: A survey, *Language and Linguistics Compass* (2012)
- [Ganitkevitch 13] Ganitkevitch, J., Van Durme, B., and Callison-Burch, C.: PPDB: The paraphrase database, in *Proceedings of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)* (2013)
- [Gao 14] Gao, J., He, X., Yih, W.-t., and Deng, L.: Learning continuous phrase representations for translation modeling, in *Proceedings of the Conference on Association for Computational Linguistics (ACL)* (2014)
- [Graves 13] Graves, A., Jaitly, N., and Mohamed, A.-R.: Hybrid speech recognition with deep bidirectional LSTM, in *Proceedings of the Automatic Speech Recognition and Understanding (ASRU)* (2013)
- [Hermann 14] Hermann, K. M. and Blunsom, P.: Multilingual models for compositional distributed semantics, in *Proceedings of the Conference on Association for Computational Linguistics (ACL)* (2014)
- [Hochreiter 97] Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long short-term memory, *Neural Computation* (1997)
- [Jain 12] Jain, P., Kulis, B., Davis, J. V., and Dhillon, I. S.: Metric and kernel learning using a linear transformation, *Journal of Machine Learning Research (JMLR)*, Vol. 13, No. 1, pp. 519–547 (2012)
- [Jimenez 14] Jimenez, S., Duenas, G., Baquero, J., Gelbukh, A., Bátiz, A. J. D., and Mendizábal, A.: UNAL-NLP: Combining soft cardinality features for semantic textual similarity, relatedness and entailment, in *SemEval* (2014)
- [Kedem 12] Kedem, D., Tyree, S., Sha, F., Lanckriet, G. R., and Weinberger, K. Q.: Non-linear metric learning, in *Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* (2012)
- [Kiela 14] Kiela, D. and Bottou, L.: Learning image embeddings using convolutional neural networks for improved multi-modal semantics, in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP)* (2014)
- [Lai 14] Lai, A. and Hockenmaier, J.: Illinois-lh: A denotational and distributional approach to semantics, in *SemEval* (2014)
- [Marelli 14] Marelli, M., Bentivogli, L., Baroni, M., Bernardi, R., Menini, S., and Zamparelli, R.: SemEval-2014 Task 1: Evaluation of compositional distributional semantic models on full sentences through semantic relatedness and textual entailment, in *SemEval* (2014)
- [Mikolov 13] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., and Dean, J.: Efficient estimation of word representations in vector space, *arXiv preprint*. arXiv:1301.3781 (2013)
- [Mitchell 10] Mitchell, J. and Lapata, M.: Composition in distributional models of semantics, *Cognitive Science* (2010)
- [Pennington 14] Pennington, J., Socher, R., and Manning, C. D.: Glove: Global vectors for word representation, in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP)* (2014)
- [Qamar 08] Qamar, A. M., Gaussier, E., Chevallet, J.-P., and Lim, J. H.: Similarity learning for nearest neighbor classification, in *Proceedings of the Conference on International Conference on Data Mining (ICDM)* (2008)
- [Socher 11] Socher, R., Lin, C. C., Manning, C., and Ng, A. Y.: Parsing natural scenes and natural language with recursive neural networks, in *Proceedings of the Conference on International Conference on Machine Learning (ICML)* (2011)
- [Socher 12] Socher, R., Huval, B., Manning, C. D., and Ng, A. Y.: Semantic compositionality through recursive matrix-vector spaces, in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP)* (2012)
- [Socher 13] Socher, R., Perelygin, A., Wu, J. Y., Chuang, J., Manning, C. D., Ng, A. Y., and Potts, C.: Recursive deep models for semantic compositionality over a sentiment treebank, in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP)* (2013)
- [Socher 14] Socher, R., Le, Q. V., Manning, C. D., and Ng, A. Y.: Grounded compositional semantics for finding and describing images with sentences, *Transactions of the Association for Computational Linguistics (TACL)* (2014)
- [Sutskever 14] Sutskever, I., Vinyals, O., and Le, Q. V.: Sequence to sequence learning with neural networks, in *Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* (2014)

- [Tai 15] Tai, K. S., Socher, R., and Manning, C. D.: Improved semantic representations from tree-structured long short-term memory networks, in *Proceedings of the Conference on Association for Computational Linguistics (ACL)* (2015)
- [Tsubaki 13] Tsubaki, M., Duh, K., Shimbo, M., and Matsumoto, Y.: Modeling and learning semantic co-compositionality through prototype projections and neural networks, in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP)* (2013)
- [Turney 12] Turney, P. D.: Domain and function: A dual-space model of semantic relations and compositions, *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* (2012)
- [Weinberger 05] Weinberger, K. Q., Blitzer, J., and Saul, L. K.: Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification, in *Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* (2005)
- [Widdows 10] Widdows, D. and Cohen, T.: The semantic vectors package: New algorithms and public tools for distributional semantics, in *Proceedings of the Conference on Semantic Computing (ICSC)* (2010)
- [Wu 13] Wu, P., Hoi, S. C., Xia, H., Zhao, P., Wang, D., and Miao, C.: Online multimodal deep similarity learning with application to image retrieval, in *Proceedings of the International Conference on Multimedia (ICM)* (2013)
- [Xing 02] Xing, E. P., Jordan, M. I., Russell, S., and Ng, A. Y.: Distance metric learning with application to clustering with side-information, in *Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* (2002)
- [Zhao 14] Zhao, J., Zhu, T. T., and Lan, M.: ECNU: One stone two birds: ensemble of heterogeneous measures for semantic relatedness and textual entailment, in *SemEval* (2014)

〔担当委員：小町 守〕

2015 年 10 月 19 日 受理

著 者 紹 介

榎 真史(正会員)

2010 年東北大学工学部化学バイオ工学科卒業。2014 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。同年、同研究科博士後期課程入学。情報処理学会学生会員。

新保 仁(正会員)

1992 年京都大学工学部電気工学第二学科卒業。1994 年同大学院工学研究科修士課程電気工学第二専攻修了。1997 年同研究科博士後期課程情報工学専攻指導認定退学。博士(工学)。現在、奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科准教授。

松本 裕治(正会員)

1977 年京都大学工学部情報工学科卒業。1979 年同大学院工学研究科修士課程情報工学専攻修了。同年、電子技術総合研究所入所。1984～85 年英国インペリアルカレッジ客員研究員。1985～87 年(財)新世代コンピュータ技術開発機構に出向。京都大学助教授を経て、1993 年より奈良先端科学技術大学院大学教授、現在に至る。工学博士。専門は自然言語処理。情報処理学会、言語処理学会、AAAI、ACL、ACM 各会員。情報処理学会フェロー。ACL Fellow。