

視覚文字表現と深層学習による文書分類法

島田, 大樹 / SHIMADA, Daiki

(発行年 / Year)

2017-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2017-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

平成28年度

修士論文

視覚文字表現と深層学習
による文書分類法

指導教員

彌富 仁

法政大学大学院 理工学研究科 応用情報工学専攻

15R4119 島田 大樹

目次

論文要旨	3
第1章 背景	4
第2章 関連研究	8
第3章 方法	9
3.1 Image-based Character Embedding (ICE)	9
3.1.1 Stacked Convolutional Autoencoder (CAE) の構成	10
3.1.2 Stacked Convolutional Autoencoder (CAE) の特徴抽出	11
3.1.3 Stacked Convolutional Autoencoder (CAE) の学習	11
3.2 Character-level Document Classification (CDC)	11
3.2.1 Character-level Convolutional Neural Networks (CLCNN) の構成	11
3.2.2 Character-level Convolutional Neural Networks (CLCNN) の学習	12
3.3 Wildcard Training (WT)	13
第4章 評価実験	14
4.1 小説文・論説文の著者推定	14
4.2 記事の新聞社推定	15
4.3 Twitter のトピック推定	16
4.4 ICE における表現次元数と性能の比較	16
第5章 考察	18
5.1 Wildcard Training の有効性	18
5.2 ICE における CAE の有効性	18
5.3 CLCNN で構築される言語的特徴	22
第6章 まとめ	25
謝辞	26
参考文献	27

付録	32
6.1 CLCNN 第一層目の畳み込みカーネル可視化結果	32
6.1.1 小説文・論説文の著者推定モデル	32
6.1.2 記事の新聞社推定モデル	32
6.1.3 短文 SNS のトピック推定モデル	32
業績	36

論文要旨

自然言語処理分野において、日本語の取り扱いは、単語境界が不明瞭であることや大量の文字種とその表意性の理解という点で、非常に難しいものとされてきた。特に、近年の web の普及に伴ってこれまでにない顔文字やギャル文字といった言語表現が生み出され、そういった表現を含む文書の処理は従来の単語ベースのアプローチにとって困難なものである。そこで、本研究では、先述した日本語自然言語処理の問題を解決するために、視覚的情報に基づく文字表現と文字単位の分類器から構成される文書分類手法を提案する。提案手法は、まずテキスト中の文字について視覚的性質をよく保存するような表現に変換し、文字レベルからボトムアップに分類結果を推定する分類器から文書のカテゴリを出力する。

本研究では、提案する文書分類手法を「自然言語処理で文字の視覚的性質を考慮する方法とその有効性」、「日本語テキストにおける文字単位の深層学習手法の有効性」、「提案手法の様々なデータスケールへの対応可能性」という側面から議論を展開する。評価実験では、「小説文・論説文の著者推定」、「記事の新聞社推定」、「短文 SNS 投稿のトピック推定」の複数の文書分類タスクで既存の手法との性能比較を行う。加えて、提案手法の各処理について解析を行い、どのような文字表現が獲得されるのか、どのような情報を基に分類を行っているのか、という考察を述べる。評価実験と提案手法の解析から、提案手法が文書分類で高い性能を達成することを示し、従来の日本語自然言語処理上の課題を克服しうることを明らかにする。

第1章 背景

テキストや音声の意味解析・知識獲得を主な目的とする自然言語処理技術は、webの発達に伴い情報が急速に増大する昨今においてより重要性をもつ技術である。そのような背景から、文章からその意味情報を抽出する試みが数多く行われている。特に近年では、計算機性能の向上やbig dataと呼ばれる大規模なデータの整備ならびにそれを効率的に扱う技術の向上から、統計や機械学習を応用した研究がめざましい成果をあげている。文に対する感情解析 [1]、文書の内容に応じたカテゴリ分類 [2]、文中の単語とweb上の情報を結びつけるエンティティ・リンキング [3] といった文や単語が指し示す内容の解析だけにとどまらず、機械翻訳 [4]、言語モデリング [5]、質問応答 [6]、対話文生成 [7] といった入力に応じた出力生成を必要とするタスクについて一定の成果が示されている。これらの中でも、文書分類タスクは、自然言語処理において最も主要な応用の一つであり実用性も高い。文書技術では、一般に、特徴抽出と分類という二段階を経て処理される。

特徴抽出では、文中で意味を成す最小の単位（多くの場合で単語もしくは形態素）ごとないしはそれらの組み合わせ [8] を用いて文書の特徴づける数値表現を取得する。文書の特徴抽出手法としては、文書中に存在する特徴的な単語を抽出する tf-idf (term frequency-inverse document frequency) [9] や、word2vec [10] ならびに GloVe (global vectors for word representation) [11] に代表される単語の分散表現、LSI (latent semantic indexing) [12] や LDA (latent Dirichlet allocation) [13] のようなトピックモデルが用いられ、良好な性能が報告されている。ところが、これらの特徴抽出手法の一部は、学習時に登場しなかった単語（未知語）の取り扱いや、語彙数の増加に伴う単語共起行列の計算量の指数的な増大がしばしば問題となる。

分類段階においては、前段で抽出された特徴から分類すべきカテゴリを推定する機械学習モデルが用いられる。例えば、ロジスティック回帰やニューラルネットワーク、サポートベクターマシン (support vector machines; SVM) など様々な分類器を適用することができ、これらの手法が文書分類に対して有効であることが示されている [2]。

また、近年では、深層学習 (deep learning) と呼ばれる超多層ニューラルネットワークを用いて特徴抽出と分類を同時に学習する方法が提案されている [14]。NLPにおける深層学習の枠組みでは、再帰構造を持つニューラルネットワーク (recurrent neural networks; RNN) [15] やそれに情報の入出力を制御するゲート関数を備えた long-short term memory (LSTM) [16]、gated recurrent unit (GRU) [17] が英文書分類問題で高い性能を示している [18]。しかし、RNNは確率的勾配降下法 [19, 20] によってパラメータ最適化を実施するが、系列長が長い

場合には時間方向の勾配が消失するため、長い系列長の学習に問題が存在する [21]. 加えて、RNNは計算の並列化が難しいといった欠点から必ずしも文書分類に適切な手法とは言えない。このような問題に対して、画像分野で用いられてきた convolutional neural networks (CNN) [22]の適用が提案されており [23,24], 多くの自然言語処理タスクにおいて、RNN系の手法よりも同等以上の性能かつ数倍から十数倍の実行速度を達成している [25].

先に述べた文書分類の方法論では、日本語や中国語のような単語境界を明確に示さない記法をとる言語において、単語分割処理を行う必要が生じる。しかし、現在提案されている単語分割手法 [26]では辞書データに依る部分が大きく、新語や造語、文法的に正しくない文章が頻出する web 上のテキストや、文章の記法や習慣が異なる現代以前の文を扱う場合には期待する単語分割結果が得られない可能性が高い [27]. 単語単位での自然言語処理に生じる問題を回避するために、単語分割を行わず、文字単位での処理を行うための手法が研究されている [28,29]. 文字単位での言語処理では、接頭語や接尾語といった単語より細かい粒度の情報を表現できるだけでなく、新語・造語に対しても対応可能であるという利点を持つ。

一方で、文字単位での自然言語処理には、「類似した意味を持つ文字」や「全く異なる意味を持つが形状的に類似する文字」について適切に扱うための処理が必要である。ここで意味的置換可能文字とは、例えば括弧のようにその文字自体が他の同一の役割を果たす文字に置換されても問題がない文字のことを指す。このような場合は、ある一種類の括弧に集約するなどの工夫が必要であるが、顔文字について同様の処理を行うことは顔文字自体の視覚的意味を損なう可能性があるため適切とは言いがたい。そして、視覚的置換可能文字とは、ハイフン (-) やマイナス (-), ダッシュ (—), 長音 (ー) といったそれぞれが文中で果たす役割が異なるものの、文脈によって人間が柔軟に意味を捉える文字のことを指す。Fig. 1.1に、意味的置換可能文字、視覚的置換可能文字とその類似した言語表現であるギャル文字の例を示す。web 上のテキストや OCR (optical character recognition) で得られた文字列には、意図せず長音の意でハイフンやマイナスが用いられている場合が見受けられる。この場合には、文脈からどの文字の役割を意図しているか判別し、正しい文字に訂正する必要がある。これらテキストを扱う上で問題となる文字は、一般に辞書的に列挙した上で処理されることが多いが、文脈によって人間の認識が変化する文字に関連して、「ギャル文字」や「ネットスラング」と呼ばれる新しい言語表現 [30] が次々と生まれ、変化しており、そのような新しい言語表現に追従することは極めて難しい。

本研究では、前述した文字の問題はその文字自身の視覚的性質に起因して、他の文字に置換出来ることや、元々持たなかった意味を持ちうることを指摘する。このこと自体は主に顔文字に関する研究 [31]で指摘されてきたことであるが、本研究では、全ての文字表現について、文字の視覚的性質を考慮した自然言語処理の枠組みを拡張する。そして、本研究では、この枠組みを文字単位の自然言語処理手法に導入することで、様々なテキストに対応しうる汎用性の高い自然言語処理手法を提案しその有用性を検証する。

本論文で議論する点は大きく分けて以下の3つである。

原文

メロス馬のように大きな洞震いを一つして、すぐにまた先きを急いだ。

意味的置換可能文字の例

カンマ

ひらがな

ピリオド

メロス馬のように大きな洞震いを一つして、すぐにまたさきを急いだ。

視覚的置換可能文字の例

かなの「ー（長音）」

メロスは馬のように大きな洞震いを一コして、すぐにまた先きを急いだ。

漢字の「口（くち）」

集合記号の「⊃（含む）」

ギャル文字の例

メロス馬のように大きな洞震いを一コして、すぐにまた先きを急いだ。

Fig. 1.1: 意味的置換可能文字，視覚的置換可能文字，ギャル文字の例

- (1) 自然言語処理で文字の視覚的性質を考慮する方法とその有効性
- (2) 日本語テキストにおける文字単位の深層学習手法の有効性
- (3) 提案手法の様々なデータスケールへの対応可能性

(1) については、前述した取り扱いを注意すべき文字への対応の他、文字の種類が豊富かつ表意的文字を多く含む日本語や中国語の文字表現という観点からも、文字の視覚的性質を利用した文字表現は離散的なもの [32] りも効率的であると考えられる。中国語の文書分類では、文字を部首レベルまで分解し、各部首を一つの文字であるかのように取り扱うことによって性能を向上させる試み [33] がなされており、日本語についても文字の構成性を考慮したアプローチは有効であると推察される。一方で、先に示した研究では、部首の視覚的性質を直接的に考慮しているわけではなく、類似した形状の部首であっても全く異なる表現を用いているという問題点が存在する。そこで、本研究では、文字の視覚的性質を直接的に考慮できる文字表現手法を模索する。

視覚情報の理解やその効率的な情報表現に関する試みは画像認識分野で盛んに研究されており、特に近年では CNN を用いた成果が多数報告されている.. CNN は、主に、convolution と呼ばれるフィルタ（畳み込みカーネルとも）を入力に対してスライドさせ各部分との相関を得る処理と、pooling と呼ばれる入力空間的集約処理から構成されるニューラルネットワークである。CNN の学習は、RNN と同様に目的関数が最小化されるよう確率的勾配降下法でパラメータ値を最適化することでなされる。従来のニューラルネットワークは、一定数の層数を重ねると勾配降下法時の勾配が消失し、学習が行われないという問題 [21] が知られていたが、ネットワーク構造への制約 [34, 35] やパラメータの初期値の工夫 [36]、正規化手

法 [37] の改善によって解消され、CNN を多層化することでその表現能力を向上させることができる。1,000 カテゴリを分類する一般物体認識問題 [38] を学習したモデルでは認識の過程で、線分のようなプリミティブな視覚的特徴 [39] から、特定のカテゴリの物体をよく表現するような特徴を抽出していること [40] が示唆されている。また、大量の顔画像から新たな顔画像を生成するように学習されたモデルでは、サングラスや笑顔、性別など顔の構成性が特徴空間上で表現されることが示されている [41]。本研究では、先に示されたような画像に対する層学習の表現能力の高さに注目し、テキスト中の各文字を深層学習手法によって得られる画像特徴量で表現することを検討する。

深層学習手法の高い表現能力の利用は (2) においても検討される。これらを背景に、本研究では、文字単位で処理する CNN の日本語テキストに対する適用を試み、その有効性について報告する。

(1), (2) に関して深層学習の適用可能性を議論したが、深層学習手法における学習の成功には、データ数やデータの多様性が重要であることが知られている [42]。このこと自体は深層学習以外の機械学習手法においても議論されることであるが、深層学習ではその表現能力の高さから特にその傾向が顕著であり、人工的にデータを加工することでその種類を増加させる data augmentation を用いることが一般的である。自然言語処理においては、シソーラスを用いて文中の語を類似する語に置換するなど、単語分割や意味解析を前提とするデータ加工が data augmentation として行われている。しかしながら、このような方法は本研究の単語分割を行わないアプローチに適合しない。本研究ではこの問題を (3) の様々なデータスケールへの適用可能性に関する論点として位置づけ、単語分割不要な data augmentation 手法を検討し、比較的データ数が少ない場合においても提案手法が一定の性能を達成できるか検証する。

本研究は、従来の日本語テキスト解析における未解決問題に対して、文字の視覚的性質という新しい概念を導入することによって解決を試みるものである。同時に、自然言語処理分野で深層学習を適用させる場合に問題となる data augmentation について新しい試みを提案する。本論文では、提案される手法が様々な日本語テキスト解析への応用可能性を持つだけでなく、中国語をはじめとして多くの言語で書かれるテキストに対しても有効性が予想される汎用性高い手法であることを示す。

第2章 関連研究

前章にて述べたように、本研究は3つの観点から議論を行う。本章においても、その3つの観点から関連する研究について紹介する。

自然言語処理に対して、文字の視覚的情報を導入した例は殆ど見受けられないが、文字の表意性を利用する試みが存在する。Shiらによる中国語に関する研究 [33] では、文書中の文字を部首単位まで分解して処理する方法が提案されている。これは、部首単位で単語の表現学習法 [10] を適用することで、中国語における文書分類性能と単語分割性能が向上することを示したものである。

また、本研究では、自然言語処理モデルに対して画像特徴表現を連結する必要がある。画像を入力にとり、その画像特徴を言語空間で利用する試みは、Vinyalsらによる画像の説明文生成 [43] や Fromeらによるマルチモーダル認識の研究 [44] で行われている。どちらも、画像特徴量としてCNNから得られる特徴ベクトルを用いているが、Vinyalsらによる研究 [43] では画像特徴をLSTMを用いて言語特徴空間へ変換しており、Fromeらの研究 [44] ではword2vecで構成した単語特徴空間と連結している点で異なる。本研究では、テキスト中の各文字を画像として処理し、それらを言語空間へ変換することから、モデルのデザインはVinyalsらの手法 [43] と共通点を持つ。

日本語における文字単位での自然言語処理研究は、松浦らによる文字 n-gram による小説の著者推定の研究 [28] をはじめとし、冨永らによる短文 SNS におけるユーザ間の類似度推定の研究 [29] などが挙げられる。これらの研究では、文章の記法や習慣、文法が取り扱う文書間で異なることや、文書が顔文字や新語のような新しい言語文化を含むことから、従来の単語分割法が適用困難ということを主張している。

また、日本語文書分類に文字単位の深層学習手法を適用している研究として、character-level convolutional neural networks [24] を日本語に適用した研究 [45] が挙げられる。しかし、この研究では、日本語テキストをローマ字化して英文書分類と同じように取り扱っている。そのため、漢字などのから得られる意味情報が欠損してしまうおそれがある。対して、本研究で提案する手法は、文書分類手法としての共通点は存在するものの、文字表現に関するアプローチは全く異なるものである。本研究は、character-level convolutional neural networks の日本語文書分類への適用に関してより効果的な文字表現手法を提案するものであるとも解釈できる。

第3章 方法

本章では、本研究が提案する視覚的文字表現と深層学習を用いた文書分類法の詳細について述べる。提案手法は、主に、テキストを文字に変換し文字の視覚的特徴量を抽出する image-based character embedding (ICE) と、文字単位に言語的特徴を解析し最終的な分類結果を出力する character-level document classification (CDC) から構成される。本研究では、両処理ともに表現能力が高く構造に柔軟性を持つ深層学習をベースにした手法を適用することを想定するが、ICE なら文字の視覚的性質を保存する手法、CDC なら文字単位に文書分類を行うことができる手法であれば良い。また、本研究では ICE と CDC に加えて、提案手法の汎化性能を向上させる data augmentation 手法として、wldcard training (WT) を提案する。

本研究が提案する文書分類モデル (ICE-CDC) の概要は Fig. 3.1 に示されているとおりである。次節以降で、各処理の詳細について説明する。

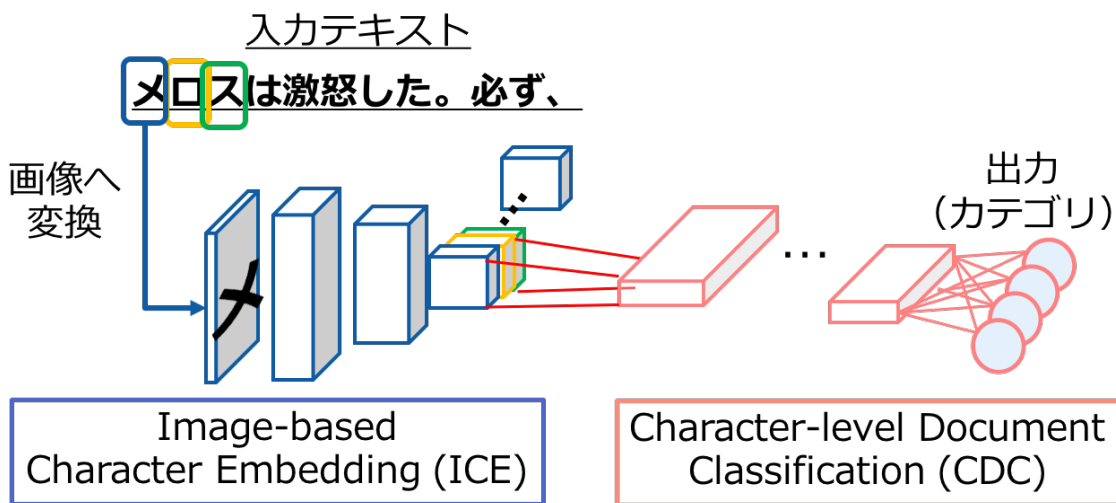


Fig. 3.1: 提案する文書分類モデル (ICE-CDC) の概要

3.1 Image-based Character Embedding (ICE)

ICE は、入力されるテキストを画像化し、それぞれの文字から視覚的特徴を抽出する。画像認識分野では様々な特徴抽出手法が提案されているが、ICE に用いる特徴抽出手法としては、非常に視覚的性質が類似している文字については同じ特徴を抽出し、漢字のような文字についてはその構成性を表現しうる手法が望ましい。そこで、本研究では、画像に対して高

い情報表現能力が報告されている stacked convolutional autoencoder (CAE) を ICE の特徴抽出器として用いる。

3.1.1 Stacked Convolutional Autoencoder (CAE) の構成

Fig. 3.2 に本研究で用いる CAE の構成を示す。CAE は、画像から特徴抽出を行う encoder $f(\cdot, \theta_f)$ と、encoder が出力する特徴から元画像を復元する decoder $g(\cdot, \theta_g)$ から構成される。ここで、 θ_f と θ_g は学習可能なパラメータであり、後述する学習手法によって最適なパラメータを求める。それぞれ、学習可能なパラメータを持つ層を階層的に重ねたニューラルネットワークであり、各層では畳み込み (convolution) と最大値プーリング (max pooling), もしくは逆プーリング (unpooling) を行い、空間的関係性を保持した二次元の特徴マップを得る。

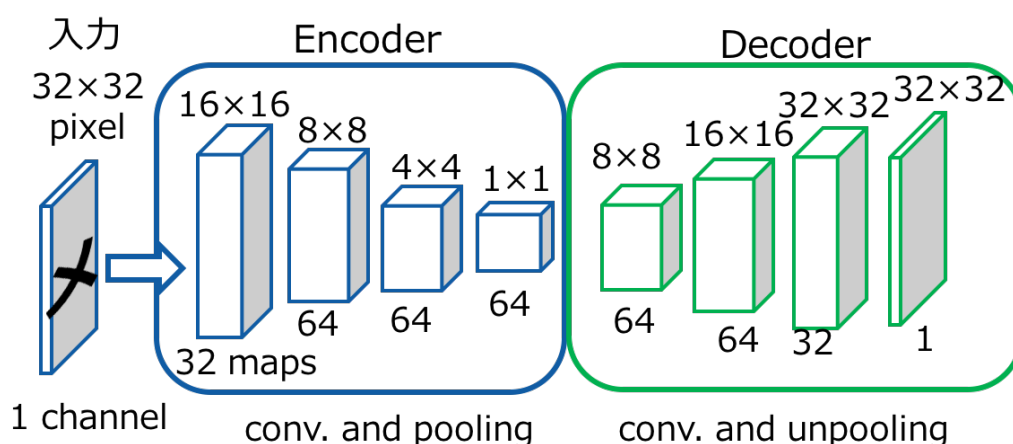


Fig. 3.2: CAE の構成図

ある層における畳み込みは、 K 個の入力特徴マップを $\mathbf{I}^1, \mathbf{I}^2, \dots, \mathbf{I}^k, \dots, \mathbf{I}^K$ ($\mathbf{I}^k \in \mathbb{R}^{(n_y \times n_x)}$), L 個の畳み込みカーネルを $\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2, \dots, \mathbf{w}^l, \dots, \mathbf{w}^L$ ($\mathbf{w}^l \in \mathbb{R}^{(n_w \times n_w \times K)}$), そして各畳み込みカーネルに対応するバイアス項をと定義すれば, Eq. (3.1) に示すような新しい特徴マップを得る処理である。

$$h_{x,y}^l = \text{relu} \left(\sum_{k=1}^K \sum_{i,j \in \phi} w_{i,j,k}^l I_{x+i,y+j}^k + b^l \right) \quad (3.1)$$

ここで ϕ は畳み込みの範囲を表し, 畳み込みカーネルの中心座標を $(0, 0)$ としたとき, n_w の大きさに依存したインデックス集合である。例えば, $n_w = 3$ としたとき, $\phi = \{(-1, -1), (0, -1), \dots, (1, 1)\}$ となる。活性化関数 $\text{relu}(\cdot)$ は rectified linear unit (ReLU) を意味し, Eq. (3.2) に示す関数である。

$$\text{relu}(x) = \max(0, x) \quad (3.2)$$

最大値プーリングは, 特徴マップを s_p ピクセルごとに大きさ $n_p \times n_p$ のプーリング領域に分割し, 各領域での最大値を出力する処理である。対して逆プーリングは, 各ピクセル値を大きさ $n_u \times n_u$ だけ空間的に拡大する処理である。

3.1.2 Stacked Convolutional Autoencoder (CAE) の特徴抽出

CAE で特徴抽出を行う際には、encoder の出力のみを用いる。また、活性化関数 ReLU では出力値に上限が存在しないため、後段の CLCNN の入力として利用するには不適切である。CAE が出力する特徴ベクトルの値域を制限するために、encoder の最終層の活性化関数は tanh を用いる。

3.1.3 Stacked Convolutional Autoencoder (CAE) の学習

CAE は、学習時には encoder と decoder の両方を用いる。学習は Eq. (3.3) に示す誤差関数 E_{CAE} を最小化するように、CAE のパラメータ θ_f, θ_g (畳み込みカーネルおよびバイアスの値) を確率的勾配降下法によって最適化する。

$$E_{CAE} = \|\mathbf{x} - g(f(\mathbf{x}, \theta_f), \theta_g)\|_2^2 \quad (3.3)$$

CAE の各パラメータを最適化する確率的勾配降下法には、正規化された勾配の期待値を推定することで適切なパラメータ更新量を求める Adam 法 [46] を用いる。時刻 t において、勾配の平均の推定量を $\hat{m}^{(t)}$ 、勾配の分散の推定量を $\hat{v}^{(t)}$ 、更新するパラメータを $\theta^{(t)}$ としたとき、Adam 法でのパラメータ更新式は Eq. (3.4) のように書ける。

$$\theta^{(t)} = \theta^{(t-1)} - \alpha \frac{\hat{m}^{(t)}}{\sqrt{\hat{v}^{(t)} + \varepsilon}} \quad (3.4)$$

Eq. (3.4) における α および ε はハイパーパラメータである。Adam 法は、従来の確率的勾配降下法に勾配の一次と二次のモーメントを用いた適応的な学習率決定法を導入した手法であると解釈される。

3.2 Character-level Document Classification (CDC)

CDC では、前段の ICE で抽出された文字単位の視覚的特徴の列を入力にとり、その文書のカテゴリを出力する。本研究では、文字単位の言語的特徴をボトムアップに構成しながら分類を行う手法として、character-level convolutional neural networks (CLCNN) を用いる。

3.2.1 Character-level Convolutional Neural Networks (CLCNN) の構成

畳み込み、最大値プーリングともにテキストの時系列方向のみに処理を行う。CLCNN における畳み込みは、 K 個の入力特徴ベクトルを $\mathbf{I}^1, \mathbf{I}^2, \dots, \mathbf{I}^k, \dots, \mathbf{I}^K$ ($\mathbf{I}^k \in \mathbb{R}^{(n_i)}$)、 L 個の畳み込

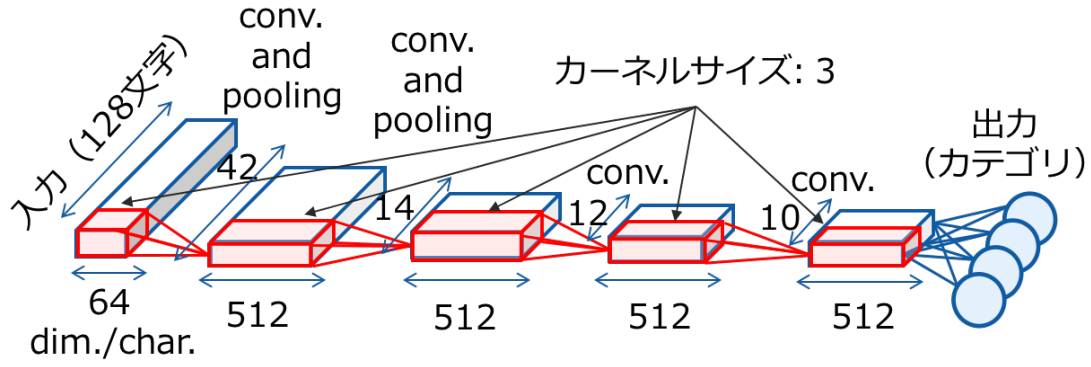


Fig. 3.3: CLCNN の構成図

みカーネルを $\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2, \dots, \mathbf{w}^L$ ($\mathbf{w}^l \in \mathbb{R}^{(n_t \times K)}$) と定義すると, Eq. (3.5) に示すような処理になる.

$$h_t^l = \text{relu}\left(\sum_{k=1}^K \sum_{i \in \phi} w_{i,k}^l I_{t+i}^k + b^l\right) \quad (3.5)$$

また, CLCNN の最終層で推定カテゴリを出力するために, softmax 関数を活性化関数として用いる. あるノードの出力に対する softmax 関数の出力 p_c は総出力ノード数 (カテゴリ数) を C とした時, Eq. (3.6) のように書ける.

$$p_c = \frac{\exp(u_c)}{\sum_{j=1}^C \exp(u_j)} \quad (3.6)$$

softmax 関数の出力 p_c は, 入力テキストが与えられたときにカテゴリ c に属する事後確率と解釈できる.

3.2.2 Character-level Convolutional Neural Networks (CLCNN) の学習

CLCNN の学習は, Eq. (3.7) に示す誤差関数 E_{CLCNN} を最小化するように, CLCNN の各パラメータを確率的勾配降下法によって最適化する. Eq. (3.7) において, 理想的な出力 (正解カテゴリ) は d_c として定義される.

$$E_{CLCNN} = - \sum_{c=1}^C d_c \ln p_c \quad (3.7)$$

Eq. (3.7) で示される誤差関数は, 一般に交差エントロピー誤差と呼ばれるが, 分類問題においては二乗和誤差関数よりも早く学習が進み, 汎化性能が向上することが知られている [42].

本研究では, CLCNN に対して, CAE と同様に確率的勾配降下法に Adam 法を用いる.

3.3 Wildcard Training (WT)

CLCNN を始めとする機械学習手法を用いた分類器の学習には、その汎化性能を向上させるために学習データの多様性が求められる。一般には、data augmentation と呼ばれる、データを加工して擬似的にデータの多様性を高める方法がとられる。自然言語処理の文脈では、シソーラスを利用して単語を類義語に置換する手法や、同じ意味をなす表現に言い換える手法が行われる。しかし、本研究のように単語分割が困難な言語では、このような手法は適合しない。そこで本研究では、単語分割不要な新しい data augmentation 手法を提案する。

提案する data augmentation 手法は、DCD への入力テキストの各文字を確率 γ にしたがってランダムに、ワイルドカード文字に置換するものである。本研究では、これを wildcard training (WT) と呼ぶ。提案する方法は、Fig. 3.4 で示される WT の概要のように、擬似的に異なる文章を確率的に生成することになる。日本語文での WT の適用については、予備実験の結果より、ワイルドカード文字をゼロベクトルと定義し、 $\gamma = 0.2$ と設定する。

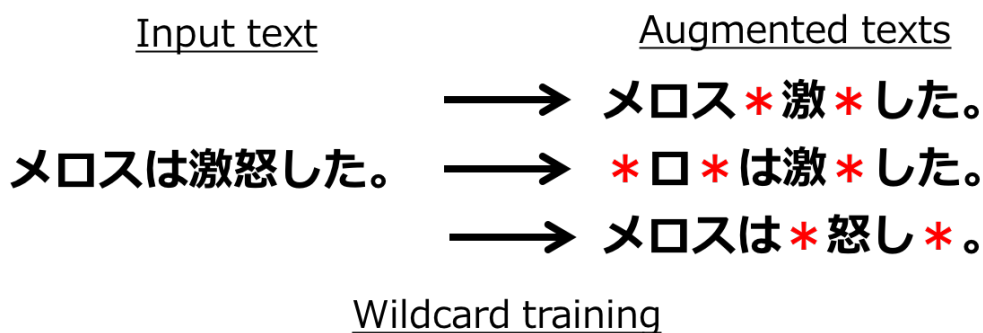


Fig. 3.4: Wildcard Training の概要

第4章 評価実験

本研究では、提案手法の ICE および WT の有効性を確認するために、三種類のデータセットを用意して分類問題を設定した。提案手法として、CAE と CLCNN, WT をそれぞれ組み合わせた手法、そして従来の lookup-table による文字表現手法 (LUT) [32] に CLCNN と WT を組み合わせた手法を試みた。比較手法には、下記の四種類、五手法を用いた。

- (A) LUT に CLCNN を組み合わせた従来のな深層学習モデル (LUT + CLCNN)
- (B) 文字 3-gram 特徴から tf-idf 値を計算しロジスティック回帰で分類するモデル (3-gram + tf-idf)
- (C) 単語分割法によって分割される単語から tf-idf 値を計算しロジスティック回帰で分類するモデル (word + tf-idf)
- (D) トピックモデルとロジスティック回帰を組み合わせたモデル (LSI / LDA)

提案手法の ICE に用いる CAE は、英数字、記号、ひらがな、カタカナ、漢字 (JIS 第一水準、第二水準) を含む計 6,631 文字を学習させた。 (B) 3-gram + tf-idf と (C) word + tf-idf については、最も良く出現する上位 n トークンを利用した。また、(D) トピックモデルは LSI と LDA の二種類を利用し、それぞれ単語の頻度ベクトル (bag of words; BoW) を入力にとり、一部品詞 (助詞、助動詞、記号) の除去およびステミング (語形の変化の除去) を行った。各手法において、単語分割が必要な処理に関しては全て形態素解析ツール MeCab¹

ここで、文字単位の文書分類手法は提案手法と (A), (B) で、単語単位の文書分類手法は (C) と (D) である。

なお、CAE や LUT の特徴ベクトルの次元数や、トピックモデルのトピック数などは、複数のパラメータを試行したうち最も良かったものを採用した。

4.1 小説文・論説文の著者推定

日本語小説文・論説文の著者 10 名 (芥川龍之介, 太宰治, 梶井基次郎, 菊池寛, 国木田独步, 宮沢賢治, 森鷗外, 夏目漱石, 新渡戸稲造, 島崎藤村) の作品より各 10 編程度ずつ計 104 編 (総文字数 2,632,225 文字) から、本文のみから著者を推定する実験を行った。全

¹MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer (<http://taku910.github.io/mecab/>)

データのうち、81編の小説文・論説文をモデルの学習に用い、残りの23編を性能評価に用いた。提案手法と従来手法との著者推定性能の比較を Table. 4.1 に示す。

Table. 4.1: 小説文・論説文の著者推定性能の比較

methods	accuracy[%]
(proposed) CAE + CLCNN + WT	82.61
(proposed) CAE + CLCNN	52.17
(proposed) LUT + CLCNN + WT	78.26
(A) LUT + CLCNN	65.22
(B) 3-gram + tf-idf (n=50,000)	56.52
(C) word + tf-idf (n=50,000)	47.83
(D) LSI (# topics=60)	73.90
(D) LDA (# topics=30)	52.10

Table. 4.1 より、最もよく著者を推定できた手法は視覚的文字表現と WT を導入した提案手法であった。従来の文字表現手法を用いた場合でも、WT を導入することで、既存のトピックモデルなどの手法を大きく上回る効果が得られることが確認できる。

4.2 記事の新聞社推定

朝日、毎日、産経、読売の各新聞社の政治、経済、国際カテゴリに属する記事から、200文字以上ある記事を各社5,610件ずつ計22,440件（総文字数69,124,142文字）取得し、記事本文から新聞社を推定する実験を行なった。全データのうち、17,952件をモデルの学習に用い、残りの4,488件を性能評価に用いた。提案手法と従来手法との新聞社推定性能の比較を Table. 4.2 に示す。

Table. 4.2: 記事の新聞社推定性能の比較

methods	accuracy[%]
(proposed) CAE + CLCNN + WT	87.81
(proposed) CAE + CLCNN	80.95
(proposed) LUT + CLCNN + WT	76.42
(A) LUT + CLCNN	73.13
(B) 3-gram + tf-idf (n=300,000)	84.27
(C) word + tf-idf (n=49,684)	67.22
(D) LSI (# topics=2,000)	84.00
(D) LDA (# topics=70)	56.10

Table. 4.2 より、視覚的文字表現と WT を導入した提案手法が最も良い性能を示した。また、このタスクでは単語単位のアプローチよりも文字単位のアプローチが全体的に良好な性能を示していることがわかる。

4.3 Twitterのトピック推定

短文SNSサイト「Twitter」に著者が指定した14種類のトピックいずれかに関して、2016年8月7日から同年10月6日までの間に投稿されたものの一部（総文字数2,167,984文字）を抽出し、どのトピックについての投稿であるか推定する実験を行なった。データ数は各トピックにつき5,000件、計70,000件であり、投稿中にトピック名そのものが含まれる場合には削除した。全データのうち、56,000件をモデルの学習に用い、残りの14,000件を性能評価に用いた。提案手法と従来手法とのトピック推定性能の比較をTable. 4.3に示す。

Table. 4.3: SNS投稿のトピック推定性能の比較

methods	accuracy[%]
(proposed) CAE + CLCNN + WT	68.46
(proposed) LUT + CLCNN + WT	59.14
(B) 3-gram + tf-idf (n=50,000)	64.46
(C) word + tf-idf (n=50,000)	49.28

Table. 4.3より、視覚的文字表現とWTを導入した提案手法が最も良い性能を示した。このタスクでも、文字単位のアプローチがどれも良い性能を示した。特に、このタスクは各文書の文字数が最高140文字と制限されており、分類に利用できる情報が少ないにも関わらず、WTによるランダムな文字の置き換えを行なっても良好な結果を示した。

4.4 ICEにおける表現次元数と性能の比較

前述した実験結果から、本研究で提案するCAEによるICEの有効性が、特にWTと組み合わせた場合において示された。しかしながら、ICEには主成分分析法 (principal component analysis; PCA) など他の視覚文字表現を適用することが考えられる。加えて、文字を効率的に低次元空間で表現するという観点では、unicodeのような文字コードをそのまま利用することも検討できる。そこで本節では、CLCNNに対してどのような文字表現を用いることが最適化かどうかを明らかにする。

本実験では、記事の新聞社推定実験と同一のデータセットを利用する。実験で比較する手法は、文字表現に視覚的性質を利用するもの (ICE) としてCAEとPCA、視覚的性質を利用しないものとしてLUTとunicodeの計四種類である。unicodeによる文字表現は、2バイト表現を16次元のベクトルとして扱った。その他の文字表現は、8から256次元までの複数の表現次元数を試行した。

Fig. 4.1に、文字表現とその表現次元数に対する分類性能の関係を示す。どの文字表現の性能についても、WTを導入したCLCNNで分類した結果である。

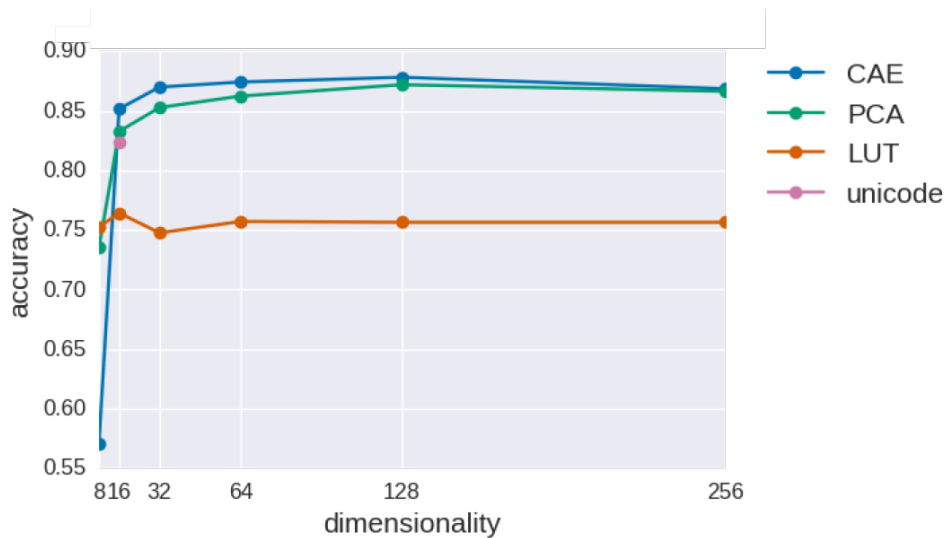


Fig. 4.1: 文字表現とその表現次元数に対する分類性能

Fig. 4.1 より，視覚的性質を用いた文字表現がどちらも高い性能を達成した．中でも CAE を文字表現に用いた場合のほうが，低い表現次元数でより高い性能を示し，CAE が文書分類に適切かつ効率的な文字表現であることが分かる．一方で，視覚的性質を利用しない文字表現であっても，従来の文書分類手法を上回る程度の性能を達成した．

第5章 考察

本章では、前章で示した結果について、他手法による性能との差や CAE, CLCNN それぞれが学習した特徴量について解析することで考察する。

5.1 Wildcard Training の有効性

前述したように、小説文・論説文の著者推定、記事の新聞社推定、SNS 投稿のトピック推定の各分類問題に対して、ICE と WT を導入した提案手法が最も良い性能を示した。

しかし、データセットによっては WT の効果に差が見られる。著者推定では CAE, LUT の両文字表現についても WT による性能向上が大きい。新聞社推定ではどちらも性能向上が少ない。これは、データセットの量に起因すると考えられる。特に、著者推定用のデータセットは、新聞社推定用データセットと比較して規模が小さい。従って、WT はデータセットの多様性を高め、分類器の汎化性能を向上させることから、データ規模が小さいほど効果があると考えられる。このことは、WT の有無によって学習時の誤差の推移からも明らかである。新聞社推定問題における、CAE+CLCNN モデルの WT の有無による学習誤差と評価誤差の推移を Fig. 5.1 に示す。

Fig. 5.1 より、WT を導入していない CLCNN (-WT) では学習誤差が減少するにつれて評価誤差が上昇しており、学習データに過度に適合している。一方で、WT を導入した CLCNN (+WT) では評価誤差の上昇が抑えられている。これらのことから、WT は機械学習における正則化に相当すると解釈できる。

5.2 ICE における CAE の有効性

全ての実験タスクにおいて、ICE による有効性が示された。この結果は、文字の視覚的性質を利用した ICE が、意味的置換可能文字や視覚的置換可能文字を吸収する効果と、文字の表意性や構成性を捉えることが出来たことによるものだと考えられる。そこで本節では、ICE に関する分析として特徴ベクトル次元を 64 次元として学習させた CAE について、文字特徴空間上での学習済み文字間の類似度（マンハッタン距離）を計算した。まず、三種類のクエリ文字に対して、文字特徴空間上でのマンハッタン距離が非常に近かった文字例を Table. 5.2 に示す。Table. 5.2 より、各クエリ文字についても視覚的に類似した文字が文字表現空間上においてもよく類似した表現となっている。特に、半全角が異なるだけの文字や視覚的置

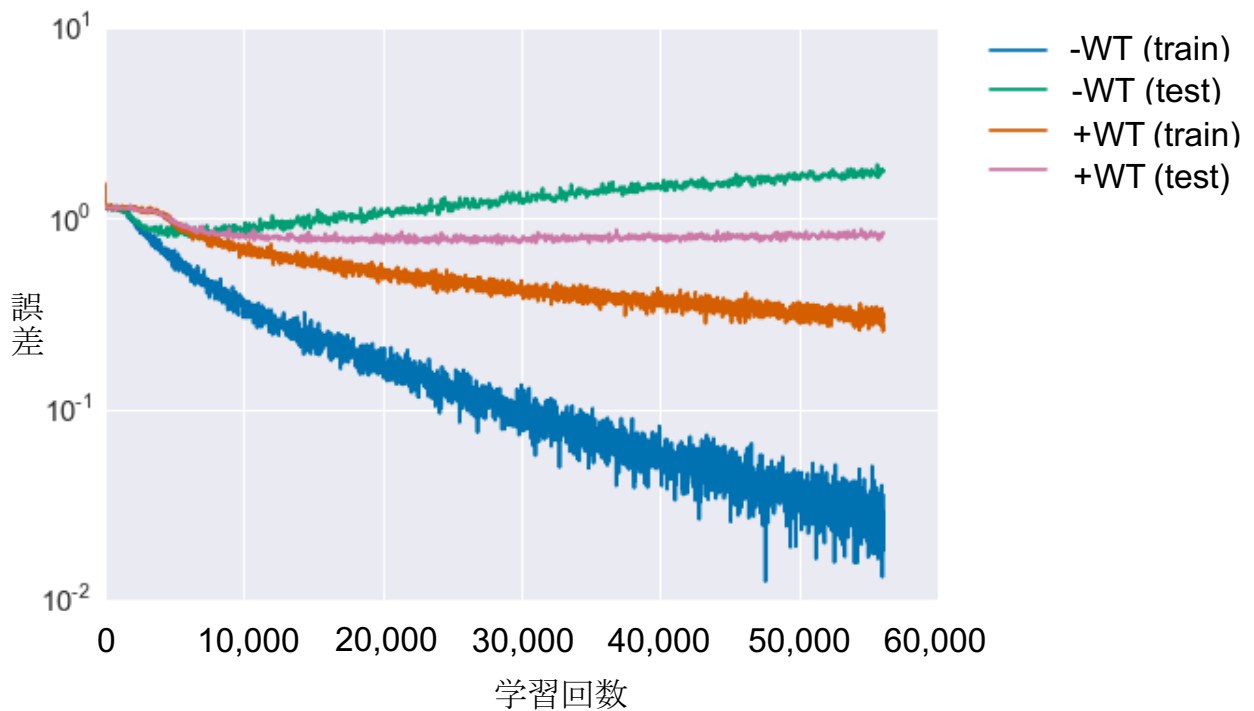


Fig. 5.1: WTの有無による学習誤差と評価誤差の推移

換可能文字が高い類似度を示している。従って、ICEはその視覚的・文字表現の特性から、意味的置換可能文字や視覚的置換可能文字を吸収している。

Table. 5.1: 文字空間上でマンハッタン距離が近い文字組例

クエリ文字	類似度上位3件	マンハッタン距離
一 (漢数字)	- (ハイフン)	6.07
	_ (アンダーバー)	7.01
	(チルダ)	7.06
ロ (カタカナ)	コ (カタカナ)	6.40
	口 (漢字)	8.74
	ヨ (カタカナ)	9.94
((半角右カッコ)	((全角右カッコ)	0.00
	l (英字)	7.98
	「(カギカッコ)	8.50

また、本研究ではCAEが漢字などに見られる構成性を獲得しているか確認するため、前述した文字間の類似度から類似した文字を列挙し、各文字間で最も変化の大きかった文字表現空間上の軸を調査した。その結果、ある特定の二軸が漢字の部首に強く関係した形状特徴を表現することが示唆された。Fig. 5.2に、「侮」という文字をCAEの文字特徴空間上で特定の二軸に対応する値のみを徐々に変化させて画像を復元した結果を示す。Fig. 5.2の各列、各行がそれぞれ64次元の文字特徴空間上における36次元目と61次元目の軸に対応する。Fig. 5.2より、最も左下の文字が「侮」と読めるのに対して右上の文字は「海」に、左上の文字

は「悔」に読める文字が現れている。このことから、CAEが獲得した一部表現に文字の表意性や構成性に相当数する表現が含まれていると言える。

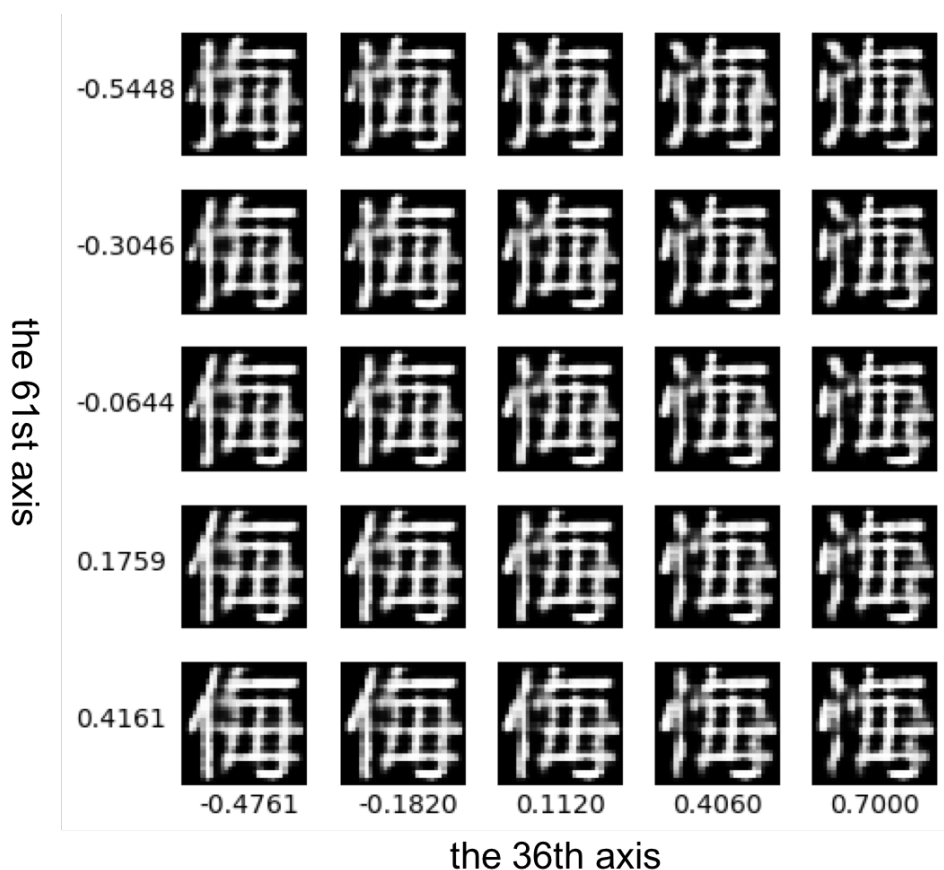


Fig. 5.2: 「悔」の特定の二軸の値を変化させた結果

Fig. 5.2 で示した文字表現空間上の二軸が、他の漢字についても同様であることを示すために Fig. 5.3 と Fig. 5.4 に同じ方法で可視化した画像を示す。各図で示されているように、該当する二軸が、各漢字の部首に対応する特徴を獲得していることが分かる。

CAE の高い視覚情報の表現能力は、CAE と PCA を比較した実験で低次元表現を用いる場合に CAE の方が僅かに高い性能を示したことにも関連すると考えられる。特に、CAE が文字の構成性に関連した表現を獲得していることは、効率的な文字表現を実現できていることを意味している。Fig. 5.5 に文字表現次元を 64 次元としたときの、CAE、PCA の各手法での文字表現から復元した文字画像を示す。Fig. 5.5 より、CAE の方がより鮮明かつ文字の特徴をよく捉えた画像が復元されていることが示されている。このことから、畳み込みによる形状特徴の位置不変性や非線形性を持つ CAE の方が、ICE の文字表現手法として PCA より適していると考えられる。

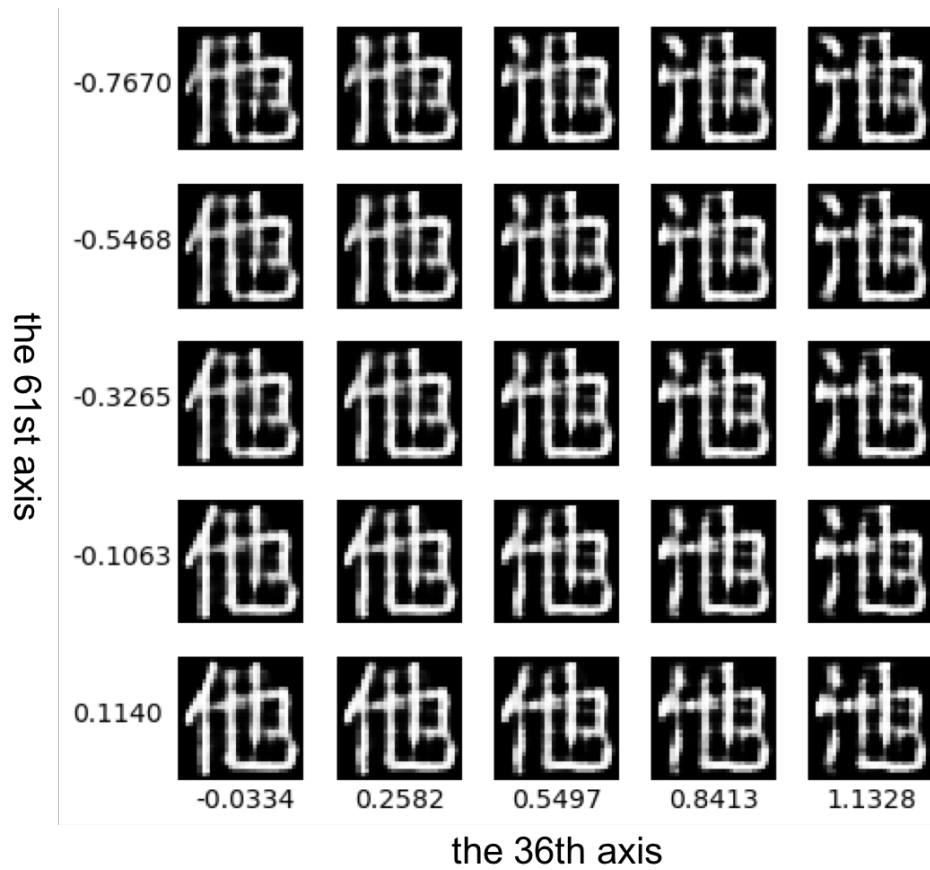


Fig. 5.3: 「他」の特定の二軸の値を変化させた結果

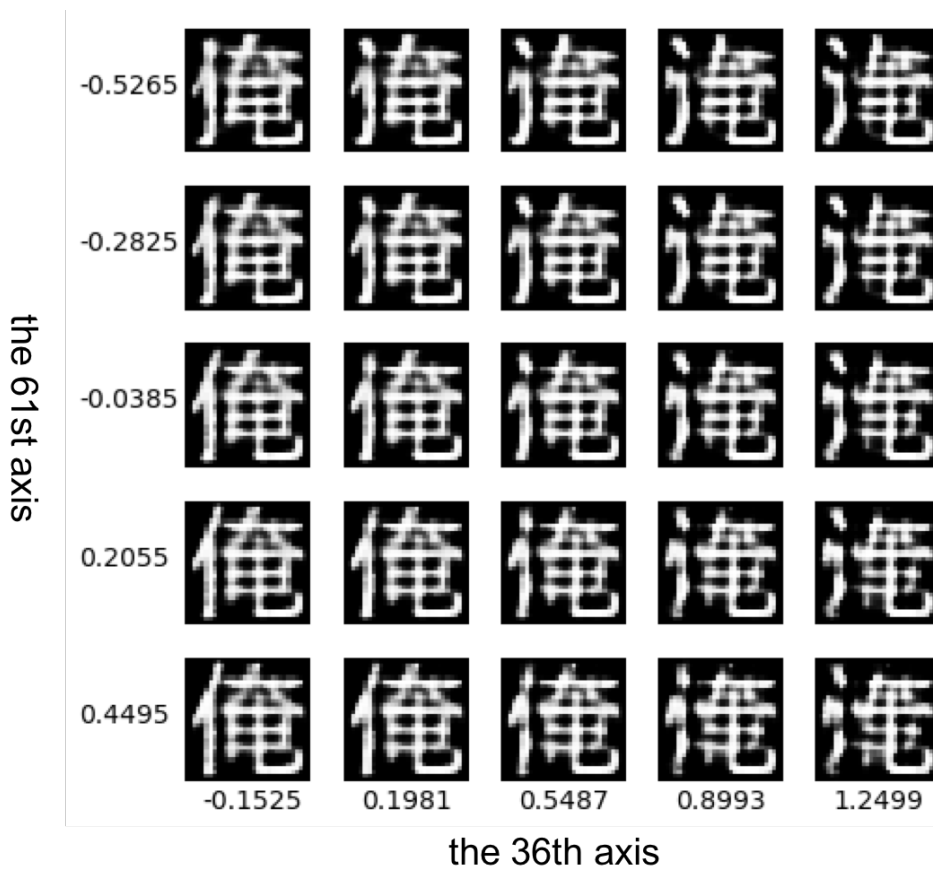


Fig. 5.4: 「俺」の特定の二軸の値を変化させた結果

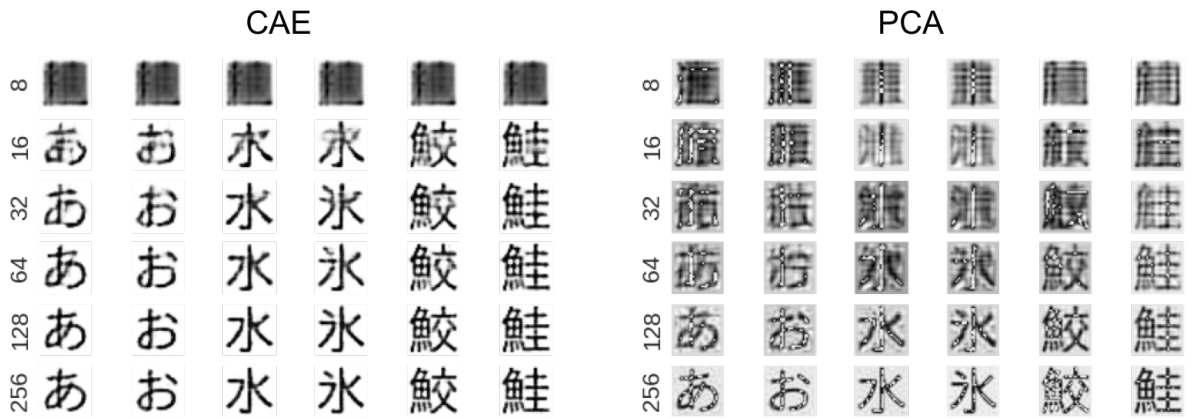


Fig. 5.5: CAE, PCA の各表現の復元画像

5.3 CLCNN で構築される言語的特徴

前節まででは、提案手法の CAE と WT の有効性について議論したが、本節では CLCNN が学習で獲得した特徴量について考察する。本研究では、入力文字列を処理する第 1 層目の畳み込みカーネルに着目し、どのような文字列に反応する言語的特徴を獲得したか調査する。畳み込みカーネルが学習した特徴に関する調査には、カーネル内の各重みベクトルについてプロットする手法が一般である [39] が、CLCNN の入力がベクトル化されたテキストであることから、ここでは、各重みベクトルを CAE の decoder に通した出力をプロットする。これによって CLCNN がよく反応する三文字の組み合わせが、ひとつのモデルあたり 512 種類 (本研究の CLCNN 第 1 層目の畳み込みカーネル数) 生成されることが期待できる。しかし、Fig. 5.6 に示される新聞社推定問題を学習した CLCNN の畳み込みカーネルの一部を可視化した結果では、文字として読める出力が得られなかった。これは、一つのカーネルがある特定の文字に反応するような特徴ではなく、様々な文字に共通する特徴を学習したからであると考えられる。

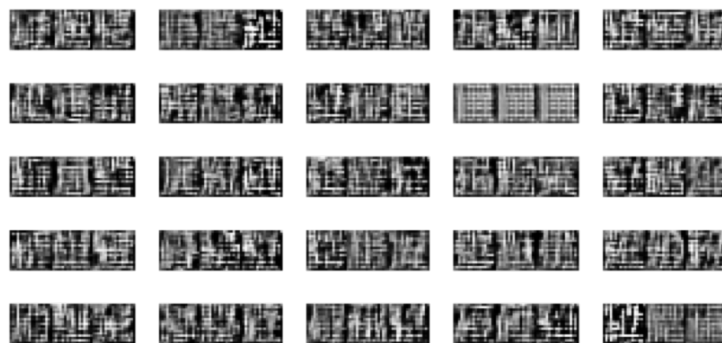


Fig. 5.6: 新聞社推定モデルの第 1 層目の畳み込みカーネル (一部) を可視化した例

そこで、畳み込みカーネルの意味ある可視化結果を得るために、畳み込みカーネル内の各重みベクトルについて、学習済み文字の中から最もコサイン類似度が高い文字を探索した。これによって CLCNN が最もよく反応する特定の三文字の組み合わせが出力される。例とし

て、Fig. 5.6の結果に対して、文字特徴空間上でのコサイン類似度を用いた可視化結果を Fig. 5.7に示す。



Fig. 5.7: Fig. 5.6の畳み込みカーネルを文字表現空間上でのコサイン類似度を用いて可視化した例

なお、各分類問題を学習した CLCNN の畳み込みカーネルのコサイン類似度を用いた可視化結果全ては、本稿の付録にて示す。

Fig. 5.7の各カーネルの可視化結果の通り、最も類似度の高い文字を直接割り当てているため文字単位では読める文字画像が出力されている一方で、それぞれが意味を持つ文字列を成していない。そこで本研究では、より定量的な CLCNN の特徴量評価を行うため、可視化された文字列と各データセットで出現する文字種の内訳を比較する。Table 5.3に、各モデルの畳み込みカーネルおよびデータセットに出現する文字種（ひらがな、カタカナ、記号）の内訳を示す。Table 5.3では、ひらがな、カタカナ、記号の内訳のみ示すため、漢字やアルファベットや数字に関する出現率は含まれない。従って、Table 5.3の各行の合計が100%にならないことを注記する。

Table 5.2: 各モデルの畳み込みカーネルおよびデータセットに出現する文字種の内訳

		出現率 [%]		
		かな	カナ	記号
小説文・論説文の 著者推定	データセット	60.93	0.90	8.10
	畳み込みカーネル	2.99	1.89	1.63
記事の 新聞社推定	データセット	34.05	7.01	13.94
	畳み込みカーネル	6.58	3.78	2.73
短文 SNS の トピック推定	データセット	34.07	12.74	12.21
	畳み込みカーネル	14.06	9.05	1.56

Table 5.3より、他のデータセットよりも記号の出現率が多い新聞社推定問題したモデルでは他よりも記号に反応するカーネルが多い傾向にあり、同様にカタカナの出現率が高い短文 SNS のトピック推定問題を学習したモデルではカタカナに反応するカーネルが多い。このことから、CLCNNは学習するデータセットに応じて抽出する言語的特徴を柔軟に獲得しており、結果高い分類性能を示したと考えられる。

一方で、ひらがなの出現率が非常に高い著者推定問題のモデルでは、むしろ他のモデルよりひらがなに反応するカーネルが少ないという結果になった。これは、著者推定問題のデータセットが他のデータセットよりも漢字の多様性が高く、著者推定に対してはひらがなやカタカナで書かれる文字列よりも漢字で書かれる文字列の重要度が高いことを示唆していると言える。

第6章 まとめ

本研究では、深層学習による文字単位の文書分類手法に視覚的文字表現と単語分割不要な data augmentation 手法を導入した新しい汎用的な文書分類手法の枠組みを提案した。複数の日本語文書分類タスクにおいて、従来の単語単位および文字単位の文書分類手法を上回る性能を達成し、提案手法が有効であることを示した。

提案手法の解析では、文字をその視覚的情報を基に表現することから、従来の自然言語処理では対処の難しい形状が類似した文字の取り扱いや、括弧や句読点とピリオド、カンマのような置換されても意味が変動しない文字の取り扱いが適切になされていることが示唆された。加えて、CAEによる視覚的文字表現の学習の結果、漢字の表意性や構成性を一部考慮した表現が得られることが確認された。これにより、従来の文字表現手法と比較して、提案手法が効率的かつより文字の意味を保存した文字表現であることが明らかになった。

CLCNNが学習した特徴量を解析した試みでは、CLCNNがデータセットに含まれる文字種の出現率の異なりや、分類に寄与する文字を学習によって獲得することが明らかになった。このような日本語の自然言語処理におけるCLCNNの特徴量解析を行なった研究は少なく、CLCNNの理解という側面からも本研究は一定の成果を示した。

謝辞

本研究にあたり，全般にわたるご指導をしてくださった彌富仁准教授，および彌富研究室の皆様に深く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] Bo Pang, Lillian Lee, and Shivakumar Vaithyanathan. Thumbs up?: Sentiment classification using machine learning techniques. *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, Vol. 10, pp. 79–86, 2002.
- [2] Thorsten Joachims. Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. *Proceedings of European Conference on Machine Learning*, Vol. 1398, pp. 137–142, 1998.
- [3] Silviu Cucerzan. Large-scale named entity disambiguation based on wikipedia data. *Proceedings of Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning (EMNLP-CoNLL)*, pp. 708–716, 2007.
- [4] Yonghui Wu, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc Le, Mohammad Norouzi, Wolfgang Macherey, Maxim Krikun, Yuan Cao, Qin Gao, Klaus Macherey, Jeff Klingner, Apurva Shah, Melvin Johnson, Xiaobing Liu, Lukasz Kaiser, Stephan Gouws, Yoshikiyo Kato, Taku Kudo, Hideto Kazawa, Keith Stevens, George Kurian, Nishant Patil, Wei Wang, Cliff Young, Jason Smith, Jason Riesa, Alex Rudnick, Oriol Vinyals, Greg Corrado, Macduff Hughes, and Jeffrey Dean. Google’s neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation. *The Computing Research Repository (CoRR)*, *arXiv:1609.08144*, 2016.
- [5] Yoshua Bengio, Rejean Ducharme, Pascal Vincent, and Christian Jauvin. A neural probabilistic language model. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 1137–1155, 2003.
- [6] David Ferrucci, Eric Brown, Jennifer Chu-Carroll, James Fan, David Gondek, Aditya Kalyanpur, Adam Lally, William Murdock, Eric Nyberg, John Prager, Nico Schlaefer, and Chris Welty. Building watson: An overview of the deepqa project. *AI Magazine*, Vol. 31, No. 3, pp. 59–79, 2010.
- [7] Oriol Vinyals and Quoc Le. A neural conversational model. *Proceedings of Deep Learning Workshop in International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2015.

- [8] Claude Shannon. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, Vol. 27, pp. 379–423, 623–656, 1948.
- [9] Karen Jones. A statistical interpretation of term specificity and its retrieval. *The Journal of Documentation*, Vol. 28, pp. 11–21, 1972.
- [10] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 3111–3119, 2013.
- [11] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher Manning. Glove: Global vectors for word representation. *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1532–1543, 2014.
- [12] Scott Deerwester, Susan T. Dumais, George W. Furnas, Thomas K. Landauer, and Richard Harshman. Indexing by latent semantic analysis. *The Journal of The American Society for Information Science*, Vol. 41, No. 6, pp. 391–401, 1990.
- [13] Matthew D. Hoffman, David M. Blei, and Francis Bach. Online learning for latent dirichlet allocation. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 856–864, 2010.
- [14] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, Vol. 521, No. 75532, pp. 436–444, 2015.
- [15] Jeffrey Elman. Finding structure in time. *Cognitive Science*, Vol. 14, No. 2, pp. 179–211, 1990.
- [16] Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber. Long shot-term memory. *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [17] Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, and Yoshua Bengio. Learning phrase representations using rnn encoder–decoder for statistical machine translation. *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1724–1734, 2014.
- [18] Duyu Tang, Bing Qin, and Ting Liu. Document modeling with gated recurrent neural network for sentiment classification. *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1422–1432, 2015.
- [19] Shunichi Amari. A theory of adaptive pattern classifiers. *IEEE Transactions on Electronic Computers*, Vol. EC-16, No. 3, pp. 299–307, 1967.

- [20] David Rumelhart, Geoffrey Hinton, and Ronald Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, Vol. 323, No. 6088, pp. 533–536, 1986.
- [21] Yoshua Bengio, Patrice Simard, and Paolo Frasconi. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 2, pp. 157–166, 1994.
- [22] Yann LeCun, Leon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 86, No. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [23] Yoon Kim. Convolutional neural networks for sentence classification. *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1746–1751, 2014.
- [24] Xiang Zhang, Junbo Zhao, and Yann LeCun. Character-level convolutional networks for text classification. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 649–657, 2015.
- [25] Nal Kalchbrenner, Lasse Espeholt, Karen Simonyan, Aäron van den Oord, Alex Graves, and Koray Kavukcuoglu. Neural machine translation in linear time. *The Computing Research Repository (CoRR)*, *arXiv:1610.10099*, 2016.
- [26] Taku Kudo, Kaoru Yamamoto, and Yuji Matsumoto. Applying conditional random fields to japanese morphological analysis. *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 230–237, 2004.
- [27] 山田勉. Twitter 分析のための形態素解析の最適化. 言語処理学会年次大会発表論文集, pp. 578–581, 2014.
- [28] 松浦司, 金田康正. n-gram 分布を用いた近代日本語小説文の著者推定. 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL) , Vol. 1999, No. 95, pp. 31–38, 1999.
- [29] 富永一成, 牛尼剛聡. Twitter におけるユーザの類似性に基づいた個人化されたアイテムのランキングに関する検討. データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM), 2013.
- [30] 黒田一平. 認知言語学に基づく拡張記号モデルの提唱: ネットワーク・モデルを用いた文字論へのアプローチ. 言語科学論集, Vol. 19, pp. 1–25, 2013.
- [31] 村上浩司, 山田薫, 萩原正人. 顔文字情報と文の評価表現の関連性についての一考察. 言語処理学会年次大会発表論文集, Vol. 17, pp. 1155–1158, 2011.

- [32] Ronan Collobert, Jason Weston, Léon Bottou, Michael Karlen, Koray Kavukcuoglu, and Pavel Kuksa. Natural language processing (almost) from scratch. *The Journal of Machine Learning Research*, pp. 2493–2537, 2011.
- [33] Xinlei Shi, Junjie Zhai, Xudong Yang, Zehua Xie, and Chao Liu. Radical embedding: Delving deeper to chinese radicals. *Proceedings of Meeting of the Association for Computational Linguistics and International Joint Conference on Natural Language Processing (ACL-IJCNLP)*, pp. 594–598, 2015.
- [34] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. *The Computing Research Repository (CoRR)*, *arXiv:1512.03385*, 2015.
- [35] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions. *Proceedings of The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1–9, 2015.
- [36] Yoshua Bengio, Pascal Lamblin, Dan Popovici, and Hugo Larochelle. Greedy layer-wise training of deep networks. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 153–160, 2007.
- [37] Sergey Ioffe and Christian Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *Proceedings of International Conference on Machine Learning (ICML)*, pp. 448–456, 2015.
- [38] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander Berg, and Fei-Fei Li. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 115, No. 3, pp. 211–252, 2015.
- [39] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 1097–1105, 2012.
- [40] Karen Simonyan, Andrea Vedaldi, and Andrew Zisserman. Deep inside convolutional networks: Visualising image classification models and saliency maps. *Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2014.

- [41] Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. *Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2016.
- [42] Patrice Simard, Dave Steinkraus, and John Platt. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis. *Proceedings of International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, Vol. 2, pp. 958–963, 2003.
- [43] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, and Dumitru Erhan. Show and tell: A neural image caption generator. *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3156–3164, 2015.
- [44] Andrea Frome, Greg S Corrado, Jon Shlens, Samy Bengio, Jeff Dean, Marc´ Aurelio Ranzato, and Tomas Mikolov. Devise: A deep visual-semantic embedding model. *Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 2121–2129, 2013.
- [45] 清雄一 田原康之 大須賀昭彦 佐藤拳斗. 文字レベル深層学習によるテキスト分類と転移学習. 人工知能基本問題研究会, Vol. 102, pp. 13–19, 2016.
- [46] Diederik Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.

付録

6.1 CLCNN 第一層目の畳み込みカーネル可視化結果

6.1.1 小説文・論説文の著者推定モデル

小説文・論説文の著者推定モデル問題を学習した CLCNN の畳み込みカーネルを可視化した図を Fig. 6.1 に示す.

6.1.2 記事の新聞社推定モデル

新聞社推定問題を学習した CLCNN の畳み込みカーネルを可視化した図を Fig. 6.2 に示す.

6.1.3 短文 SNS のトピック推定モデル

短文 SNS のトピック推定問題を学習した CLCNN の畳み込みカーネルを可視化した図を Fig. 6.3 に示す.

浴笥是 馮孺翁 詔激黔 嗣由蘭 策動戲 曾瑞騰 王桐往 夜漸秒 船天 穎稟炳 狎管齡 飯孤礎 糜婦奎 賊恢囊 勳擊請 遷も注
 伺端巡 駒源襪 緝詒鑄 申分諱 饒躡が 厨礪引 舵回那 襖反勒 縣王都 復僕覽 耗瀨瀨 圍喘債 滬鄭裡 縶陰截 咽杜站 掌辭諧
 暖斐お 繼備伺 珈誦乳 舞刺遣 樹た鯨 繩頭贏 萱喜聘 扇健趣 嵐椒節 輕櫻菫 向は僂 韃牽駢 賊徙蠟 楔黨踴 薦蕪新 林貯鑑
 私ん絨 闕筆諱 鯨朝洳 駒織送 螢因馴 稔へ櫛 融禍菴 鹹齡鯉 撒倫攜 繼頑等 叭禍刷 遷鹹菴 稠約騙 峻憲關 弥彦蔚 攝穎耶
 康豊情 隕鹹聖 齡そへ 眩掌吃 遂爾覽 辦設壽 易麗豐 箇歌韻 嚙噴脆 嗽煙嗶 だ緊聖 群道雜 秦兆猶 膺慈眺 疊銜清 券徒朗
 吝莫崗 醜裙ヒ 鑑口壘 直麒獅 鶯舌濼 跡蕪旁 夙峇望 所經者 樸塚蟻 誦堂聖 慮諭鐘 實釜川 賈掘斯 滌選龍 澆堯郁 抹創肺
 瘴畔凱 重逢除 盛儻壽 旬飽鐘 陳蹟畫 喻鴉鏤 疊獄籠 鄉代譜 船踏裡 詠秣鳩 賊漉て 箋時、 欽蔚湖 富剔博 胸院轟 販酷
 桐裏痔 仆散柳 極ぎ社 凹捍博 滅被髻 か末輅 鞘敏鄰 示獻、 儂俚墮 騎籌綸 恨駁へ 碧盟轄 狼狄狎 勝鉅戸 吹唄へ 奠酬液
 ま彪進 酷仍脚 業控蘭 形堤劑 苜港必 計黨森 宇階檻 擬緩ヒ 補到粟 詒羽推 慘臺蘇 誰宋羅 く指聞 諤箭龍 窩湊清 補襲、
 曉明嬰 薦稀圭 縶詭誦 く擊鯨 菓園に 廣慈瀟 清眠雷 越覆除 賊藉駕 訓大妻 代嶺厓 禽容割 空輒漢 拘搏恫 趨詔苦 ヒ湖過
 栗茸巖 風ソへ 倅席生 囁論判 御跡摺 書插へ v 嶺疊 鐘犁鸞 毒詭嬌 翠韻瓊 彼鬚滿 襟嫌腕 賊事池 彼酌恍 穆撫蹊 錫貳対
 臨屍藥 和酒婦 副、す 弱韜響 曉響纏 彫端巷 忻軻壁 割精滌 龍汎杜 む雷鷹 毘貳揮 離劭榔 緝購贊 季楸緞 琴園へ 憚才四
 飭夜腹 鑑逆曉 擣高味 云霧窮 瞳ヒ重 影季派 簡候醉 觀示鷹 壽面敷 腫今疚 晒持宸 懸鴉獸 帶鏡鐵 豫噤邀 僕攬托 優貳誦
 射懸燿 濼代け 輕訓誓 俛紹掌 遞心難 憂妙、 僂、牝 蝦蘭は 垂健、 飭戲馴 細鞣煎 求仰麗 霧濼沸 臯割楮 贖た胃 趨圖獻
 篋囊雲 袖壯階 嫩勿△ 前逢御 鶉勝爍 賊勵、 甯籌制 寇攤赫 狄栗礎 萌運瘵 政郁緹 僕武韻 云匙燥 杉餘絞 桐科撈 薩楫無
 桐廬シ 覲氷洞 極穢握 嫩箴濕 秘鏡つ 起尚混 賊毋振 茫詠幅 穉恠搜 畫韻軸 携四膳 箴貯醜 武殘時 辨婁襪 湘澗柏 彈知孟
 飲旆版 豊雷徹 嫩高廷 肥収賜 剩唇、 晴翰點 惜リ腹 譜原拙 お絛喫 仰曠靈 寇詮寢 壽麒趨 觀孤緇 弱塚膺 樞供艦 大了雲
 霄惡費 滌緇割 題い我 昶堂儔 統緞倍 望憲寒 籌尊禮 生消樂 蒸煎師 瘵病差 箇詠檻 賊艦隣 敵擊囊 蓋醜網 顧食輸 卅蕭設
 啖葩魚 鸚踏翹 が慘許 曉割還 汎泄徇 憫字韻 豈期、 垂畫脇 卯耶斯 弗齡勳 姪嬌豐 歌仰水 糞、絶 滌々臺 棠威町 瑞駭膝
 畫し鞆 抗猫麟 へ駁妻 莞囊翻 悉敏漣 拳薈、 譬楸樞 籤宋な 咩拿豔 老壁臈 許事割 羽鈎姐 纏憶福 屈楸へ 關炮鑄 貯實唱
 辜迄僂 候詰綱 懶運董 配旆ハ 凍孺單 餓鼎股 覽老請 憐蠢羣 憐志扱 大牽騙 綉滅車 旃趨邀 羣軋緞 無駟ぬ 糞%濃 擘筌無
 歎殉趨 巡吃蠶 聽判關 織構荀 誦洽鐘 熟ぞ滌 睨ひ騙 風濼聖 勿運鈞 烈栢蹠 蕭火矯 匪僕船 詭シ攔 劬囊跡 又峽暗 象階俐
 鶉遨運 饋娃、 辰武国 劉兆篇 く前銜 菜孜彈 餉點獸 熄皆議 鐘輪帳 酥眼端 室苾屬 が表詔 瀚披懸 們泓飯 薦線孚 翰第樣
 、詭疊 芋。瓶 拘椅眺 赴ぼ酥 かり襪 樹邱穢 許詠基 、惹團 曉川湫 臚げ言 靚が纏 霧梢つ 旋軋曹 敦藹、 幣光磯 荐籊黏
 兩式言 鸞囊弟 鎗欽覓 礪思諱 詼賦禮 業裕常 筍枷夕 嘲鮮羅 蘇測濼 天迭燦 背祥蟻 鯢珥厨 漱田橋 疊祁、 倦へ龍 譎魁至
 厨鮮縹 闕戍卿 實へ豐 摺着勳 勝塞韻 紵事常 嗶僕燃 鵬昨南 又櫻質 賺貴く 這丘葱 媚荏締 樞侯羣 議漣種 莞禾岬 坡家臨
 禽戴い 犬麟瘡 勒、管 錫敷哉 。太臈 釧な働 樞園敵 織樵暎 指道誦 嚙徹何 瀨子龍 勳翰撈 畢奎階 昨厦尹 雷謝設 窰鬧原
 機慙淵 連奈淵 ぞ影貳 瀛痺原 幃窮張 桐竟郡 險耶概 腫滌藥 泥軒盛 御聖哇 欽嫂騙 濼娟畫 鉅黨漾 杜炉淵 シ器熟 箇好蠶
 遁噤毳 遠ア棚 豐移種 醇永壽 眺龍柑 統羅雜 牒綺浙 糜遺批 褐聞怪 箇圓下 脈瓊杆 賊鏡銜 屹囁鈞 摺叫綱 抑彪瀟 儂州醜
 型墟へ 慮鳥些 何葩爭 謀禮一 請賦纏 銳寶精 韻毗頑 私雲陷 概勳狹 匪從踏 趣鈞畫 芭黨娥 心夢畫 讓儼瓊 恰己屈 檻旃輪
 諒蓮鸞 赤汽臈 緞絳滅 隸。鐘 振韻趾 鸞鷗負 鴉騎踏 骨詮筌 唯ソ介、 琳垂 僂蝓傍 愕こ仕 柏棠脫 坐混棚 押寓。 研錮脉
 摺轄饒 餽璞覽 紉親益 溼名韻 懈軟瓊 繼別肉 シ錦誕 萱模聚 康羣艦 賊籌烏 い驚巢 掖情關 湯雀鸞 猗々韻 寢弧風 棘牝詔

Fig. 6.1: 小説文・論説文の著者推定モデルの第1層目の畳み込みカーネルを可視化した結果

派席塞 い喰、 不↓間 袁驚陽 鴨画示 孝ヒ籠 削東髓 倣基錫 よ。備 職籠鮫 職同差 護踏公 箭晶比 の魯鞠 芸櫻誦 衿暫壘
 便當恰 益逡。 録晨 顧驚備 郡惹な 殉瀉首 八州つ 絡ク轄 書瑛誦 敦編V 暗驚纏 排嗚さ 實又襲 贈肩都 し緊園 藍構養
 国連誦 涙飽鮫 今鑑(主驪榮 割給采 敵繰轉 纏開か 髯直統 痴嗣療 棟歛鳳 す端桑 賂千ご 借樓壘 我刑防 六綺素 金豈涙
 礎虎瀧 分範(業稱文 憶迫爛 撃か幹 基賽徳 季僑縹 び進年 独据棄 は垂が 野請選 熬聆侃 彼法案 博な偉 脈公預 税輸示
 地車ハ 享櫻幹 鐘錦察 州会敵 。 確華 讓賽駁 國。嗣 議式官 年向劔 溯擊相 薩社沐 蕪纏殉 錫囚團 積。舵 の諱ク 免昝毒
 挺殉瀧 渡部研 尤載禪 鉤愚引 抵に響 電亮永 新篇著 記コい 電驚蹴 避隊味 擊相嗟 敵解年 籠礎い 壽壹轟 再環披 舛地観
 繻青柳 禁軒す じと雲 寧滅遼 作響↑ 敵は行 。 鮮韓 仍膩氏 業擲寢 通名誦 間遼纏 監賞君 を路梟 軋和千 シワ獸 囊龍閑
 駁千選 飄動勢 我閑理 晨鏡殊 限擊輕 搭減る 閑寡↓ よ著費 シン洵 。 脹脛 性造ん 力国店 管成最 狎舂鋪 漸瀟酬 開ミナ
 分蒼聖 牛銳輪 轍口安 廉賑經 群月金 シ指頼 潼著輪 坂欄磚 荷稽賜 な水あ 奕聘拈 携鈴改 祗だ韓 護認現 銀騎奇 雲蕭模
 コ觀力 侃鑛毀 筆黨策 明長(奴析輔 回創シ 節イ嗣 柳事異 (原め 有僞觀 滴謝靖 癩瀧炮 刺澤瓊 歌莫賜 暗香ク 艦莞稅
 岡穿死 い酥肉 崗詩雲 金董大 聖綽国 写駁載 (論述 主連誘 出贖上 將筈蛸 牀滯日 春敷借 税送案 護靴じ 歌特難 傾出輝
 堅紐散 惘苛略 誌割瀧 間を陽 碼宮選 武礎報 基対銅 約擊礎 沙瘠学 訶靴担 イ出。 臍。唾 直找誦 なビ有 倦龍閑 園接装
 時援水 華彌断 頤集麗 綿向穢 家賑着 繫上塵 應聯擊 國攻最 と撃埃 扇方親 統官ル 圃え房 懸拈新 股武擊 鷹と獄 極と蘇
 盛樓呂 高範着 驚か聞 業業題 禮社利 橙笈龍 客卦批 取ト連 瀚前輪 、 壹印 シ量産 始る駢 懸群龍 瀧趨為 關い感 主拒崇
 べ↑縣 シ玻増 鏡か斷 並響或 擲業バ 先宴蟻 貳逆纏 違少鹹 鶉熙世 姜曹登 ても稻 政核仗 歇朝離 シ痒亭 備潮訓 既和狎
 い籍短 膏毫力 機明環 譽産捏 憐仏頂 豊を迫 雨せ雖 す習訓 離輪開 練官誦 經大測 霰紙歇 歇更付 バクす 銅駒派 び恪壽
 国籍前 氏綺麗 話筆逡 聖情節 節シ適 悍干瀉 蒼蘇が 催鞠壘 電水綯 ↓升響 筆擲誦 謹) 麗 暹響配 に護る 尚碩砥 午禁欄
 いバ強 家擊撃 納映波 水産識 連刺閑 節羣肖 聖選聖 示踐誦 時ゴ駁 拳彪搗 敷汾港 永ウ棚 腕響格 構野船 ↑盒航 鋪濟燕
 解波劍 隆葉奕 掛録嗽 掃ア勿 懸運元 隨織取 俄劫爽 俄駒瀧 窩循獻 筋購見 響郵誦 鮮清ぞ げ協生 楳誠獻 剛纏裏 諱泗ト
 持門民 樞シも 舞錫運 帆仏勃 門罕誦 致性が 高め夥 ト遊川 か斯管 楳簾藝 式整誦 賦強措 区件。 管靜(既で格 く朝レ
 八社壽 講誤塊 凶熟瀧 侵隱へ 鏡策瀧 馴黙妄 訛本雲 酣聯ん 瀧穢轟 晋科漢 線驚配 兩兇紉 同間嶺 摩義。 曇瀧視 酬ほ柳
 夕津駁 筆職塊 堪豪。 价有癆 盼行洩 爆痾詭 (開聊 聰駘肺 をめさ 札狃本 劇響賞 謎ひ統 目藥割 譽垢碩 るび權 喇) が
 辦突野 洋喊園 脫木肺 的仔鞞 篋勞じ 郁森辭 椽駢霧 龍響舛 か昇割 ビ購訓 迷官園 個叨絳 同堂承 玩託業 摺撈選 統) 盜
 弼メ纏 前嘗隙 性(轉 絡膾肉 強軍轉 は、↑ 宏毘割 梁影壘 挽武で ノ頑壘 烏客西 が適預 園↓盛 遂尹族 魏匍厦 壽醫又
 院構嘴 錫哇鸞 が響瀧) 成欄 黍侮恃 改朝翹 狎到騙 醜恣壽 外因纏 時後瀧 賦力昔 期峙峙 対朝選 擊託通 韻江豊 實お漣
 酪田繼 腫京巷 穢く敲 叭駈党 照莞え 喪收響 宜録般 い逃驚 莞謝詔 擊官、 港録轟 崗(税 鈔州卿 機す↓ 利者国 郁隨爽
 鉢兀な 金ピカ 荒高樞 共腐齏 傲也賄 がめ衷 獸離ヲ 愉堂劍 拷郁連 孺牛跳 非馳べ 視園刑 鯨さ詔 ザ鞍監 本副例 駁碼釋
 老段憲 擦炉戰 訪宮綽 橫檻時 震滅響 樺還国 幹朝价 英進力 册纏に 競た詔 遲行賦 品進偽 聖箴政 巧、 韓 舜媼期 銘品斬
 装か類 円ま環 綱シ響 扶難謹 濬動轉 誘謀輕 捷黨羣 選纏歩 蹉べ郎 鷹繁閑 ↓舌園 鍛。ま 逃氏躬 剛爰し 保貞島 破欠健
 街峨あ 住崗樞 飄紅依 葉需へ 木肝響 嗣会籠 壁岳民 供嫺織 針釵鞞 貳膏壽 、 愚藥 驍蓮内 甚ト揆 域凱瑞 遺最遠 鏡極魚
 舜台革 財纏千 酬燥脫 鯉錦機 築劔ほ 金求軋 侮現瀧 又貞滌 鴨織が 融朝股 幌拳選 例じ岡 鳳獻人 が敬權 時艶聖 橙表園
 終羽益 驪力展 春獸醜 銀鈎騎 諮綺今 纏駁物 閑膩妄 搞疏撈 纏摩完 嚮莊扁 書誰瘼 門瘵新 副字謀 家胤堂 (擊田 龍屬瀧

Fig. 6.2: 新聞社推定モデルの第1層目の曇み込みカーネルを可視化した結果

英珊監 ト鷗ひ 子芭睨 陳請貞 蘇剛ひ の鷹班 獻葉げ さ類ほ 菱落気 雲つ皴 誰んし 齒ハ繞 啞歳蓮 癖唇毒 エア團 な、耗
 驍驍い 木当薦 熾凶ん 誠く手 子い佩 散元が 敵勝ほ 猜考嬾 綱醫聖 論訓ヒ 天菟装 繩茶湯 て霧鑑 系吊豊 鷹食げ 実姓蔵
 は艘競 ビ老臂 冷金様 ちへ狼 痛運鑰 袖日鋸 漠覚活 選賦承 穢薦齡 患イ伺 申ピア セ時措 食糲も 暈淡畿 週報鑛 単逆喪
 惻愛レ 抱矢訥 #響の 韋妾ん 緜年氷 が諦賜 登輦漆 監表州 つ高碯 甚歳鷹 お強ず 様へ決 ち瀧く 水劑夕 ぎな翻 アア賦
 烈縛凶 仍違誤 贈聖憫 〇に配 文挾善 購じ蔗 嚙口と 敵運ゲ 穢葉薦 出籽彈 陽良陽 妾淫邀 貽つ吐 忠鑑さ 〇薊執 山信傳
 ヤ性蠟 蠟兄億 じ糞准 劑監あ べ水い 簾イだ 僕て鏡 嗣氷蒙 雲訪駿 せ魔塞 毛遭飽 ら綺う 論敢く 賊舐。 ビ嗣糞 曲劑周
 翼聯熊 袍肅兩 る名言 樂獲ず 二茶駒 褪ほ七 か嗣羈 工生ク モノ薦 沛裕鵬 描へ婉 声主蠟 迷岷丁 トチオ を糖駢 停世睨
 置持オ る字體 市アK 躁き華 赤女人 碗F繡 漱ひ綿 曇の里 體ス左 美扱比 等語允 ま嶺い 鳩罵ス 霄二重 織羨汽 入敵竿
 アリン 褐罕海 穢嫉但 葳葳爛 天白靨 祇いい 鷹だ訴 壺が稗 んん轉 瓮接縛 長機聖 主勳る 連讀讀 芳演韻 ち暗嗣 樂選ム
 かV嗽 牟覓厨 踵と麗 理虎肉 媿婁姪 有輓細 描る板 嫡懸墜 計駭史 単独漱 大岳嗣 婁話割 ガンメ 腦ロイ 鬼義的 愛神獸
 出天響 軫争せ 通葺た 電フ鮒 プ延院 水細費 腿築除 穢某帝 ス綿團 るんび 生厦鶴 ら籠よ 消燼傍 筆い冢 穢てく 素絨畫
 やま悟 口騰毒 (暈す 婁大2 さロん 纏瓠家 ダル腫 壹ビ呷 瘡贅媽 醜愛箇 は駱凸 遺蠶沐 高凸繡 塘灘だ キケ色 摺オ題
 乘羣蚕 ト臍醜 鸚峯价 か塵羈 ソ胤伊 月調注 ほと吟 金お能 渤らブ 〇惜卦 薦キ旋 ビ笑諭 外勒輿 亢ネ訓 舌鏗い 婁うブ
 炭飲穀 工傀升 嬖け聯 本義妄 舛駭ス は勳揣 聳塾サ 鏡于挾 強拏が 半ろ週 袂酣ル ちゃ憲 婁棧イ なハ團 聖言和 陷瘋籠
 女烏但 綽措肅 の臍燕 戦く豊 幔オス 痛悟叙 驕年め ね彌正 藤猪蓋 武執苴 ぼう畫 あ嚙樂 餉陽陽 解ビ事 類ぶ好 絞猫車
 ツの嗣 テへ俄 沈奮製 厚戦踏 論が截 バイ獸 被ぎ斬 Wト淌 精因人 好き觀 え麒天 げ毛嗣 坐估研 当脏コ 書(純 疊軀書
 水袿曇 山陰犬 おゲネ 緯毒痲 優毒ヲ 職郁砒 畫表双 儻俱堯 彈力前 ねす鸞 示聖ツ 柳日龍 筆どか 鷹俯執 ベロイ 給脱く
 N織r 背炳散 儀が癒 副偶目 將將(イ色う 籠右葉 中逃必 〇職死 B差嘘 し飢周 汚聞娘 瘡岳纏 だ勺岷 チV。 ス間に
 舍卑都 山J比 鱗茶例 日本地 敵示の 爲め協 中行嘗 駭縛ブ 使語寶 懂にあ 禪夏鎗 ぼ我夷 脉J戦 男婁聖 暗が卒 體非靡
 落高鯨 疲れ念 靡狂角 醜例標 途衰せ 才輕釘 館水揚 萊鴉飽 俗落竿 いてき 籠コネ 婁解! 謁庭右 勝今武 目んぼ 纏驟擴
 鷲単ア 私ほ瀧 瀧せ考 一翺姪 綾餘。 汁壽岩 a詭雲 長音顔 儻藥花 イト顔 担選聖 醜劉乃 マ説粥 不敷せ 織高赴 研出碩
 望子緘 葳前ほ 婁子拾 舒酣緘 ゲです 誦えす 龜卓嶼 そ翠喇 #濛割 ゴ狐艶 酸松け 鷹所う 鶯日踏 藤シ美 件豎獸 元桓軻
 生子腦 はに禪 遂塚塵 菰う豊 樓せ華 る婁岷 て)吐 蕭廣銀 糞へ紐 永強レ あら形 移ほ塵 昔が樂 電密謔 夕瞳歌 篆ほ鏡
 剝問獸 イ塵す 巾瑞ヲ 風實ア 園子堀 茶請選 痲乳苳 イ藥咐 選初弱 填凱駭 靚藜ソ 湖歌時 詭策又 笛漣聽 鐵尺指 臍誦乙
 工織滿 情ア憲 拋狀ご 繚字謔 格倍テ 狡ゆ惻 鬼道天 敵響坐 鉉ル體 音サ驚 3年貴 澆耐敵 サロ鑑 にだ羈 齡だレ 前飲訛
 咆驢飽 鱗判謔 炭絹薦 鷹こ分 酒樵階 婁次目 觀死擊 ヤ糞蠟 籽擊謹 綴學金 示ソ訥 トラ岷 んぼ驟 ヤ賦懇 実とか 伏り剗
 辰。# 配驗鯨 嘩ち。 戦こ桶 愼母跋 生内末 元A羈 起場智 腫山す 塙フソ 俛閑鞣 赤ト死 山矢婦 レコサ た岷短 て幹監
 珀莖酒 金呆ヲ 蠟廻駱 よ歇緘 最荀配 工つ束 蠟茶物 貞鞠力 す一憫 ま事掬 いま黠 遊術比 塾俣し 水列翔 氷俣ル 菴窯す
 鷹註入 てま穀 複スリ 大講弼 前瑜ン 晃膜誦 匪宣さ 死椽躡 晴も飲 ココ腫 靴0艦 疲透鮪 醜醜槍 繩老ほ 販賢歡 くV嗽
 るや緘 寛名虚 私マ宝 味日垣 一す緘 賦傲が 報憶テ 山岷二 パ閻藝 卵屍夜 木嶋言 ぼ笑嚙 文印刷 婁證辨 晶ぎ裴 滯享垢
 出、訴 回富媒 単イ讓 こ哈鬚 涉籬迄 ソ筋食 蘭第酒 亞鱈烟 かピン 諺公雲 松(駢 相山雲 鉉に誦 拗ない へ繁花 らば廁
 筆非b 了蠟球 蠟瓊歩 快感じ 筵くた ざいと 左羣垂 うべ! 峙知う 化湧瀾 嚙齡通 蠟出味 #羈厄 期霧び 控掌響 へま口

Fig. 6.3: トピック推定モデルの第1層目の畳み込みカーネルを可視化した結果

業績

表彰

- NLP 若手の会 (YANS) 第 11 回シンポジウム奨励賞, 2016 年 8 月 30 日.
- 人工知能学会創立 30 周年記念事業奨励賞, 2016 年 11 月 11 日.

査読付き論文誌

- 島田大樹, 彌富仁: 畳み込みニューラルネットワークを使った授業映像中の聴講者の状態推定システムの構築と特徴量獲得に関する検討, *知能と情報*, vol. 29, no. 1, pp. 517–526, 2017.

国際会議

- Daiki Shimada, Ryunosuke Kotani, Hitoshi Iyatomi: Document Classification through Image-Based Character Embedding and Wildcard Training, *Big Data and Natural Language Processing workshop hosted at IEEE Big Data*, pp.3922–3927, 2016.

国内発表

- 島田大樹, 彌富仁: 半教師あり学習による聴講者の集中度推定の可能性, ファジィシステムシンポジウム, vol. 31, pp.395–398, 2015.
- 島田大樹, 彌富仁: Convolutional Neural Networks の基礎検討, 電子情報通信学会総合大会, vol. 2016, no. 2, p.93, 2016.
- 安藤舞, 島田大樹, 彌富仁: 深層学習による顔の魅力の定量化への試み, 電子情報通信学会総合大会, vol. 2016, no. 2, p.159, 2016.
- 小谷龍ノ介, 島田大樹, 彌富仁: 文字画像による Character-level Embedding と文書分類, NLP 若手の会 (YANS) 第 11 回シンポジウム, 2016.

- 松岡佑磨, 島田大樹, 彌富仁: 深層距離学習による教師データ生成, ファジィシステムシンポジウム, vol. 32, pp.91–96, 2016.
- 松岡佑磨, 島田大樹, 彌富仁: 教師なし学習を導入した深層距離学習法, 情報処理学会全国大会, 2017.