Vol.2019-MPS-125 No.3
2019/9/25

次投稿予測モデルを用いた想起関係の自動抽出

内田 脩斗[1,a)]　吉川 大弘[1]　古橋 武[1]

概要：想起とは，ある概念が別の概念をどの程度思い浮かばせるかを表した重み付き情報であり，様々なアプリケーションへの応用が期待されている．一般に，人間の知覚や経験に強く依存する意味関係は，構造的な意味関係と比べ，その抽出が困難であると考えられており，想起関係においても研究の余地を多分に残している．そこで本研究では，教師なし学習による想起関係の自動抽出を試みる．従来のアプローチでは，単語の共起情報を利用した手法が報告されているが，想起関係は方向性のあるデータであるため，共起情報のみでは不十分と考えられる．本稿では，コーパス内投稿データの話題遷移情報を利用した想起関係の自動抽出手法を提案する．また，英語と日本語による想起評価データを用いた実験を行い，従来手法との性能比較結果を示す．実験の結果，提案モデル単体では従来モデルと同程度以上の性能であること，また，両者をアンサンブルすることで性能が大幅に向上することを報告する．

キーワード：想起，教師無し学習，トピックモデル，状態遷移，ニューラルネットワーク

1. はじめに

膨大なテキストデータが日々蓄積されている昨今，ビッグデータから有用な知見を得るための情報抽出技術に関する研究が盛んに行われている [1][2]．特に近年では，単語の意味的な関係性を多次元ベクトルとして学習する言語モデルが数多く報告されており [3][4][5]，様々な NLP タスクへの応用が進んでいる．また，単語同士の意味関係に限らず，視覚に代表される人間の知覚情報を取り込んだ意味表現の獲得に関する研究も報告されており [6]，さらなる発展が期待されている．特に本研究では，人間の知覚情報の一種である “想起” に焦点を当てる．

想起とは，“ある概念が別の概念をどの程度思い浮かばせるか” を表した重み付き情報として定義されており [7]，以前より心理学の分野で広く用いられている [8][9][10]．また，この想起関係情報は，検索アルゴリズムや推薦システムなどのパーソナライズ技術や宣伝広告などのマーケティング戦略への適用など，様々なアプリケーションへの応用が期待されている [11]．一方で，人間の知覚や経験に強く依存する意味関係は，構造的な意味関係（上位・下位概念，同義語など）と比べ，その抽出が困難であると考えられており [12]，研究の余地を多分に残している領域である．

本稿では，ソーシャルメディアを用いた想起関係の自動抽出に注目する．従来のアプローチでは，LSA(Latent Semantic Analysis)[13] を用いて単語ベクトルをテキストコーパスより学習し，単語間の cosine 類似度を想起度合いとして用いる手法が最も効果的であると報告されている [7]．これは，単語の共起情報を用いた想起関係抽出手法であるが，一方で想起関係は方向性のあるデータである．例えば，[14] の調査では，*beer* から想起されやすいものは *glass* であるが，逆方向である *glass* から *beer* は相対的に想起されにくいと報告されている．よって，単語の共起情報のみを用いる手法では，単語間の想起関係を適切に捉えるためには不十分であると考えられる．

そこで著者らは，コーパス内投稿データの話題遷移情報を利用した想起関係の自動抽出手法を提案する．ここでは，同一ユーザの投稿は過去の投稿に依存しやすい，すなわち，過去の投稿を手がかりとして次の投稿を行いやすいと仮定する．また，投稿データの遷移関係を学習する次投稿予測モデルを構築することで話題遷移関係を抽出し，その関係性を想起関係とみなす手法である．

実験では，[7] の想起データ（英語）と独自に収集した想起データ（日本語）を用いた想起度合いの順位評価を行い，その結果を 4.5 節に示す．この結果より，後者の想起データにおいて，提案モデルの予測精度が従来モデルの予測精度と同程度以上であることを報告する．さらに，改良モデルとして両手法による予測結果をアンサンブルした場合に予測精度が大幅に向上することを示す．これは，共起情報に強い従来モデルと，方向情報に強い提案モデルが補完関係にあることに起因すると考えられる．つまり，概念の方向性を想起抽出モデルに取り込むことの重要性を示唆しており，より頑強な想起抽出モデルを構築していくことの必要性を表している．

2. 関連研究

想起に関する研究は古くから行われており，特に心理学

[1] 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering Nagoya University, Nagoya, Aichi, 464-8603, Japan
[a)] uchida@cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp

の分野において，人の想起プロセスに関する研究が報告されている [8][9][10]．また，Boyd-Graber ら [7] は，概念単語間の想起度合いのアノテーションを行い，初めて大規模な想起データを作成した．この想起データは，WordNet[15] における 1,000 のコア概念単語を対象とし，ランダムに抽出された約 12 万件の概念ペア間の想起の程度を，少なくとも 3 名以上の被験者に評定させたものである．想起度合いは，0 から 100 の整数でスコアリングされており，何らかの想起関係があることを意味する 0 より大きいと評価されたペア数は，全体の約 33% と非常に偏りのあるデータとなっている．さらに，想起関係の自動抽出手法についても言及しており，WordNet ベースの手法 [16] や LSA ベースの手法 [13] の適用を試みている．そこでは，スピアマンの順位相関係数 ρ による評価の結果，両手法とも同程度の精度 ($\rho = 0.131$) となったことを報告している．また，Nikolova ら [17] は，Boyd-Graber らの想起データ収集手法では，想起スコアの低いデータが多く存在し，スコアの高いデータの収集が非効率的であることに対して，上記のデータを用いて AdaBoost により単語ペアの想起スコアを予測し，スコアの高い想起ペアを採用してアノテーションを行うことで，全体の約 60% に想起関係のある想起データを作成したことを報告している．さらに，Ma ら [12] は，Free Word Association data[18] を用いた想起データ収集手法を提案し，Nikolova らの手法との比較を行っている．一方で林 [11] は，想起度合いの予測に対して回帰予測モデルの適用を試みている．この実験では，様々な単語の特徴量を考案し，ニューラルネットワークによる想起度合いの回帰予測を行っており，その結果，特徴量として Word2Vec[3] による単語ベクトル間 cosine 類似度を用いた場合に $\rho = 0.184$，全 8 種の特徴量を組み合わせた場合に $\rho = 0.400$ となったことを報告している．

ただし，想起関係は人の経験や生活環境に強く依存すると考えられるため，より個々の属性に注目したデータ収集が必要であるが，様々な組み合わせのデータをアノテーションすることは極めて非効率的である．また，教師あり学習により作成したモデルでは，汎用性が低いことが考えられるため，コーパスなどの大規模データから自動的に想起関係が抽出できるモデルを構築することが重要であると考えられる．

3. 提案モデル

3.1 不満調査データセット

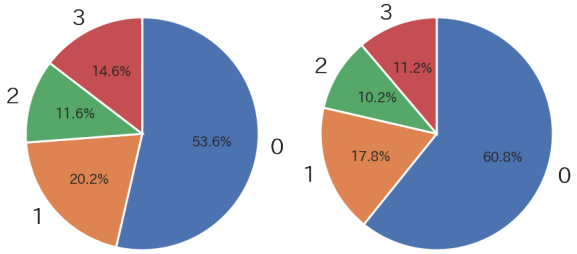
本稿では，不満買取センターと呼ばれる Web サービスにて収集された不満調査データセット [19] を用いる．これは，ユーザの感じた不満を自由記述形式で収集するサービスで，豊富な投稿データやメタデータ（居住地，性別など）を用いることが可能なデータセットである．また，ユーザは投稿に対して金銭的報酬が得られるため，データの品質は一般的なソーシャルメディアと比べ高いと思われる．

本稿では特に，本データにおける各ユーザの投稿の系列情報に注目する．不満調査データセットの場合，ユーザは不満を投稿するという状況であるため，自身の体験をもとに投稿を発信する．また，投稿に対して報酬が与えられるため（一般的に投稿内容が詳細であるほど高額となる），不満を体験した時点で投稿を発信するというより，過去の体験を思い出して投稿を発信すると考えられる．実際に前後関係にある投稿データの投稿間隔時間を確認したところ，全体の約 50% が 20 分以内に次の投稿が行われていた．つまり，リアルタイムに情報が発信されるというよりは，記憶を掘り起こして投稿を発信するユーザが多いコーパスであると考えられる．また，記憶を掘り起こすのに効果的とされている手法の一つに手がかり再生がある．これは，何らかの手がかりを利用して思い出す行為のことであり，すなわち，想起であるといえる．つまり，本データでは極めて短期間に次の不満投稿が行われているため，自身が過去に投稿した内容を考慮して，次の投稿を発信する可能性が高いと思われる．これにより，投稿間隔が短いほどそれらの関係性が強いと考えられ，また，投稿間隔が空いたとしても過去の投稿を手がかりにすることもあり得る．

これらを踏まえて，提案モデルでは，「あるユーザの投稿は自身の過去の投稿に依存しやすい」という仮定をおく．これは，過去の投稿を手がかりとして次の投稿を発信しやすい（想起しやすい）と考えることができる．なお簡単のため，本研究ではマルコフ性（次の投稿は過去の最新の投稿のみに依存する）を仮定している．これらを仮定すると，投稿内容（話題）の遷移関係を，話題（概念単語）の想起関係とみなすことが可能となり，想起関係の自動抽出に役立つ可能性がある．

そこでまず，上述した仮定と実際のデータ内の投稿間関係の一致具合を確認する目的で，被験者（男子大学院生 3 名）に対して実験を行った．実験内容は，ある投稿が以前の投稿から連想可能か否かを判定するものである．対象とするユーザは，投稿数が 2 回のみのユーザとした．また，投稿間隔と想起関係には依存関係が考えられるため，データは投稿間隔が 20 分以内/1 日以上の投稿ペアを各 500 セット抽出し，計 1000 セットの評価を行った．

図 1 に，投稿間に想起関係があるとした被験者数の割合を示す．図 1 より，投稿間隔が短い方が，連想関係があると判定されたデータが多く存在することが確認できる．一方で，図 1(a) においても，全ての被験者が想起関係がない



(a) 投稿間隔：20 分以内
Post interval : Within 20 minutes

(b) 投稿間隔：1 日以上
Post interval : More than a day

図 1: 投稿間隔と想起関係の関係
Fig. 1 Relationship between post interval and evocation.

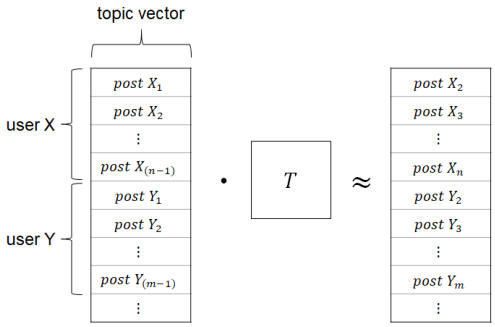


図 2: TM-LDA の構成
Fig. 2 Configuration of TM-LDA.

としたデータが約 54 %ほど含まれていることが確認でき，データ内における想起関係の含有量がそれほど多くない可能性があるため注意が必要である．ただし本実験では，被験者は限りある投稿データの情報から，想起関係があるか否かを捉えており，誤りや見逃しが多分に含まれている可能性があると考えられ，他のデータでも検証する必要があると思われる．

3.2 次投稿予測モデル

想起関係を抽出するために，まず出現する単語を概念系に落とし込むため，概念抽出手法として LDA(Latent Dirichlet Allocations)[20] を用いて，トピック分布の学習を行う．これにより，式 (1) を用いることで投稿文書のトピック分布を推論し，文書ベクトルとして利用することができる．ただし，t は投稿文書，w は投稿内出現単語，z はトピック分布を表している．

$$\begin{aligned} p(z|t) &= \sum_{w} p(z|w)p(w|t) \\ &= \frac{p(w|z)p(z)}{\sum_{z'} p(w|z')p(z')} p(w|t) \end{aligned} \tag{1}$$

さらに，投稿の前後関係を表した投稿ベクトルのペアデータを作成し，次投稿の投稿ベクトルを予測するモデルを学習する．これにより，話題間遷移を示す状態遷移行列を生成することが可能となる．よって，状態遷移行列を概念間想起関係とみなすことで，想起関係の抽出が達成される．また，具体的な予測モデルについては，TM-LDA と MCNN-LDA の 2 種を提案する．

3.2.1 Temporal - LDA (TM-LDA)

次投稿予測モデルとして提案されている手法の一つに，TM-LDA[21] がある．TM-LDA では，LDA により生成されるトピック分布を用い，マルコフ性を仮定することで，文書の前後関係を表現する状態遷移行列 T を式 (2) により獲得する．

$$T = (A^{\mathrm{T}}A)^{-1}A^{\mathrm{T}}B \tag{2}$$

このとき，A は過去の投稿データをトピックベクトル化した行列，B は未来の投稿データをトピックベクトル化した行列を表している（図 2）．ただし，A，B の各行ベクトルは式 (3) を満たす必要がある．ここで，w_d はあるトピックベクトルの要素を表している．

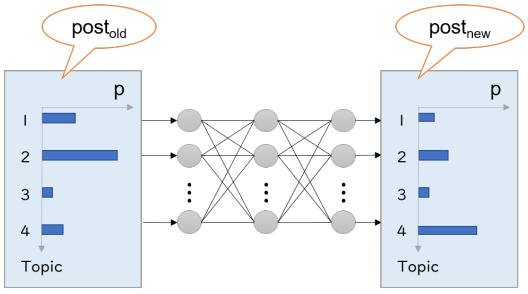


図 3: MCNN-LDA の構成
Fig. 3 Configuration of MCNN-LDA.

$$\sum_{d=1}^{K} w_d = 1 \quad (0 \leq w_d \leq 1) \tag{3}$$

これにより，学習される T はトピックからトピックへの遷移確率を表すことができ，その確率をトピック概念間の想起度合いとみなすこととする．

3.3 Markov Chain Neural Network - LDA (MCNN-LDA)

本手法では，ニューラルネットワーク（以下，NN）による次投稿予測モデルを構築する．つまり，図 2 の状態遷移行列 T に対応する部分に，NN を適用する（図 3）．これにより，NN による状態遷移行列の表現が可能なため，Markov Chain Neural Network -LDA（以下，MCNN-LDA）と呼称する．

MCNN-LDA は，TM-LDA と比べてモデルの柔軟性の高さが一番のメリットである．まず，TM-LDA では T の表現能力が (トピック数，トピック数) の行列と限定的であるため，これを拡張することによる性能向上が期待できる．また，TM-LDA では入力 A と出力 B の行列サイズが一致することが前提にあるため，入力データの柔軟性に欠けるという点がある．そのため，投稿データに出身地や年齢などのメタデータが存在する際に，容易にモデルに組み込むことができない．2 章でも述べている通り，想起関係は個人の経験・生活環境に強く依存すると考えられるため，属性ごとに柔軟に想起関係を再定義できることはモデルの重要な要素となり得る．MCNN-LDA では入力データの型制約がなく，メタデータに対応した次元を新たに入力層に付与することで，個々の想起関係を獲得することが可能となると考えられる．また，MCNN-LDA の制約として，ニューラルネットワークの出力はトピックベクトル（確率分布）である必要がある．つまり，式 (3) を満たす必要がある．そのため，出力層には softmax 関数（式 (4)）を導入することで，予測値を確率分布として扱えるようする．

$$softmax(x_i) = \frac{exp(x_i)}{\sum_{d=1}^{K} exp(x_d)} \tag{4}$$

ただし MCNN-LDA では，予測モデルがブラックボックスであるため，直接的に状態遷移行列 T を観測することはできないという問題がある．そこで，状態遷移行列を擬似生成することを考え，NN の入力値として単位行列 I を導入する．このとき，ある行ベクトルに注目すると，これはあるトピックからそれぞれのトピックへの遷移確率を予測

表 1: 不満調査データセットのデータ詳細
Table 1 Data details of FKC corpus.

対象期間	2015/03/18 - 2017/03/12
ユーザ数	64,196
学習用投稿ペアデータ数	2,965,783
ボキャブラリ数	87,780

表 2: MCNN-LDA のパラメータ設定
Table 2 The parameters of MCNN-LDA

パラメータ	値
層数&次元数	K-K-K
Optimizer	Adam
初期学習率	0.001
活性化関数	relu
損失関数	MSE
epochs	30
ミニバッチサイズ	64
終了条件	early stopping

する演算となる．つまり，それらの予測結果の行列は状態遷移行列 T として扱うことが可能となる．また，TM-LDA と同様に，トピック間遷移確率を概念間の想起関係とみなすこととする．

4. 想起評価実験

4.1 想起関係抽出用データ

表 1 に，想起関係抽出に用いた不満調査データセットのデータ詳細を示す．本実験では，投稿数が 3〜1000 のユーザを対象とした．また，居住地・職業・性別の属性に欠損のないユーザを抽出した．さらに前処理として，投稿データには，ストップワードの除去と名詞の抽出，低頻度語の除去を行った．[*1]

4.2 MCNN-LDA パラメータ

本実験で設計した NN のパラメータを表 2 に示す．本実験では，隠れ層が 1 層のネットワークを用いた．なお，K はトピック数であり，本実験では $K = 200$ とした．

4.3 評価用想起データ

4.3.1 PWN-Evocation

概念単語間の想起関係を評価付けしたデータセットとして，[7] の PWN-Evocation（以下 PWN-E）を用いた[*2] [*3]．これは，2 章でも紹介した WordNet を用いた英語の想起データセットである．その内容としては，ある単語（e.g. job）からある単語（e.g. potential）を想起する度合いを 0 から 100 の整数でスコアリングが行われているものである．また，その意味合いとして，0：全く想起されない，25：離れた想起関係がある，50：中程度の想起関係がある，75：強い想起関係がある，100：即座に想起される，と表現できる．また，全データのスコア分布を図 4 に示す．

[*1] 実装には，Python3.6.7, mecab0.996.1, gensim3.6.0, Keras2.2.4 を用いた．
[*2] http://wordnet.cs.princeton.edu/downloads.html
[*3] [17] の想起データでも同様の実験を行ったが，類似した結果となったので割愛する．

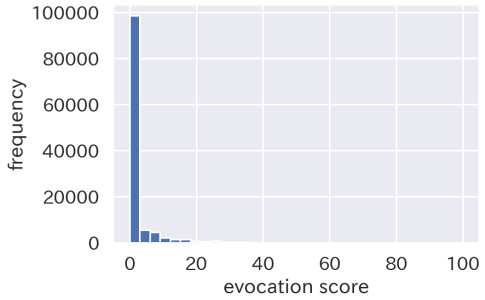


図 4: PWN-Evocation におけるスコア分布
Fig. 4 Score distribution in PWN-Evocation.

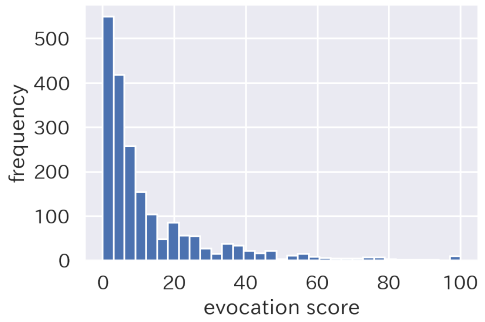


図 5: Japanese-Evocation におけるスコア分布
Fig. 5 Score distribution in Japanese-Evocation.

ただし本稿では，日本語の不満調査データセットを利用しているため，評価の際に単語の翻訳が必要である．そのため，PWN-E 内の単語は Weblio 翻訳[*4] を用いて日本語に変換したのち，目視確認による修正を行うことで，日本語単語との紐づけを行った．仮に，複数の英単語に対して同一の日本語単語が紐づけられた場合は，それら全てのペアデータを許容した．また，LDA では各トピックに全語彙と単語出現確率が与えられるため，単語は単語出現確率最上位のトピックに所属するものとした．

4.3.2 日本語想起データの収集

4.3.1 項では，既存の想起データセットを紹介したが，これは英語の想起データであり，日本語コーパスから抽出された想起関係とはマッチしない可能性がある．そこで，被験者（男子大学院生 3 名）による日本語の想起データ（Japanese-Evocation，以下 J-E）の作成を行った．想起データ収集では Boyd-Graber らの方法を参考にし，0 から 100 の整数でスコアリングした．また，想起ペアデータの単語となる概念単語は，評価が行いやすいように不満調査データセットをベースに選定し，190 単語の中からランダムに想起ペアを 2,000 件作成し，アノテーションを行った．作成した J-E の想起スコア分布を図 5 に示す．

4.4 評価フロー

(1) あらかじめ，トピック内上位何単語 (top-n) を対象とするか設定する．
(2) 評価可能な想起ペアデータを抽出する．
(3) 単語間の想起度合いを予測する．
(4) 評価用想起データのスコアと比較し評価値を算出する．

[*4] https://translate.weblio.jp/

表 3: PWN-Evocation における精度比較
Table 3 Accuracy comparison in PWN-Evocation.

Method	ρ
LSA	0.090 ± 0.026
TM	0.028 ± 0.028
MCNN	0.027 ± 0.027
LSA&TM	**0.125 ± 0.028**
LSA&MCNN	0.122 ± 0.027
評価データ数	1007 ± 66

表 4: Japanese-Evocation における精度比較
Table 4 Accuracy comparison in Japanese-Evocation.

Method	ρ
LSA	0.174 ± 0.030
TM	0.219 ± 0.008
MCNN	0.192 ± 0.007
LSA&TM	**0.293 ± 0.025**
LSA&MCNN	0.281 ± 0.022
評価データ数	825 ± 145

本実験では評価指標として，[7][11] でも用いられているスピアマンの順位相関係数を用いた．これは，想起データのスコア分布に偏りがあるためである．想起度合いの算出は，トピック遷移確率 $p(t_2|t_1)$ に加えて，トピック内単語出現確率 $p(w_1|t_1), p(w_2|t_2)$ を用いて，式 (5) で求めた[*5]．

$$evocation\_score = p(w_1|t_1) * p(t_2|t_1) * p(w_2|t_2) \quad (5)$$

4.5 実験結果

実験結果を表 3，4 に示す．本実験では，LDA のランダム性を考慮し 5 試行の評価値の平均と標準偏差を表示している．そのため，各試行ごとに評価データ数が変化することに注意されたい．ただし，各試行における手法間のデータは同一である．また，トピック数は 200 とし，トピック内上位 3 単語を対象とした．ここでは，[7] の LSA を用いた共起情報ベースの想起抽出手法を従来手法とし，提案手法 2 種（TM-LDA，MCNN-LDA）との比較結果を示している[*6]．加えて，従来手法と提案手法による予測結果のアンサンブルを行った結果を合わせて掲載している．なお，従来手法では予測出力の値が −1 から 1，提案手法では 0 から 1 の値に制限されるため，アンサンブル手法ではスコアを最小値 0・最大値 1 の正規化を行った後，予測出力値の加算平均をとったスコアを新たな予測値とした．さらに図 6 に，J-E において，閾値 top-n（トピック内上位何単語を対象とするか）を 1 から 100 の範囲で変更した際の精度比較結果を示す．これらの結果より，確認できることを以下に記述する．

- PWN-E と J-E の比較をすると，全体的に PWN-E における予測精度が低いことがわかる．これは，想起抽出に利用したデータが日本語データであり，評価用データとの間にミスマッチが生じたものと考えられる．特に提案手法では，予測精度が 0 に近い値となっており，英日間での汎用性の面を考えると，共起ベースの LSA による抽出手法の方が良い結果であることがわかる．また，日本語の想起データにおいては，提案手法が既存の手法と同程度以上の精度となっていることがわかる．
- 提案手法間の比較をすると，全体的に TM-LDA の方が MCNN-LDA より優位であることがわかる．TM-LDA は MCNN-LDA と比べて計算速度の面で圧倒的に高速であり，演算速度が要求される場合は大きなメリットがある．ただし，MCNN-LDA では入力次元の拡張によりメタデータを付与することで，より個々の特徴を捉えた想起関係を得られる可能性もあることは留意しておきたい．
- 従来手法と提案手法をアンサンブルした結果をみると，PWN-E・J-E の両方で予測精度の向上が見られ，特に J-E では大きな精度向上が確認できる．これは，単語の共起情報に強い従来手法と，想起の方向情報に強い提案手法の双方の良さが組み合わさることで発現した効果であると考えられる．また，提案手法 2 種の間で比較すると，単体モデルにおける予測精度の優劣関係を引き継いでいることも確認できる．
- 図 6 より，単体モデル 3 種とアンサンブルモデル 2 種では，予測精度の変動傾向が異なることがわかる．特に，従来手法と提案手法 2 種では，Top-n が 10 ほどで精度の逆転が起きていることがわかる．これは，提案手法では各トピックをよりよく表現する単語（概念単語）は単語出現確率の大きいもの，つまり，Top-n を小さく制限した場合に抽出されやすくなり，この制限を緩くしていくことでトピックを表現する単語とは関連性の低い単語が抽出されやすくなることで，トピック間遷移確率が有効に働いていない可能性が考えられる．その点に関して，式 (5) により，ある程度制御できていると考えられるが，それだけでは不十分であるといえるだろう．

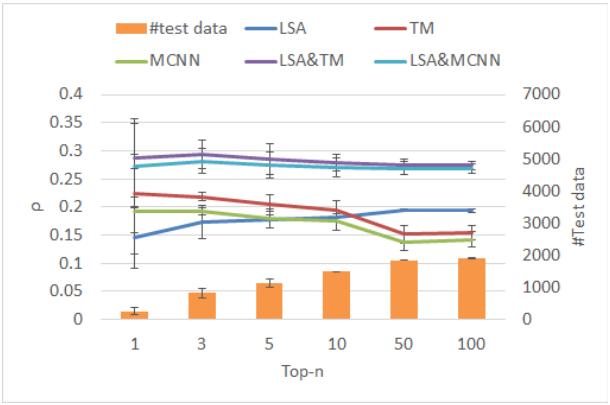


図 6: Top-n の違いによる精度比較
Fig. 6 Accuracy comparison by top-n difference.

4.6 考察

4.5 節の結果では，従来手法と提案手法をアンサンブルした LSA&TM-LDA が総じて最も精度が高くなることが確認された．これは，単語の共起情報と想起の方向情報を組み合わせることで発現した効果であると考えられる．しかし，提案手法における LDA の学習の際には共起情報を利用しており，提案手法のみでも共起情報と方向情報の調

*5 トピック内単語出現確率を用いない場合は，用いる場合よりも平均的に精度が低下したため割愛する．
*6 なお，図表内では TM，MCNN と略記している．

和が取れることを期待していた．調和が取れなかった原因として，LDA における共起情報は各トピック内で完結しており，トピック間の関係に重きをおいている提案手法では，その情報を取り出すことが難しい状態であったのではないかと考えられる．ただし，同一トピック遷移の場合はこれに該当しない．よって，共起情報もうまく扱えるようにするためには，次投稿予測モデルから想起関係を抽出する際に，トピック内における単語間関係を考慮することや，文書のベクトル表現を LDA から LSA などの表現能力の高い手法に変更することも効果があるのではないかと思われる．

5. まとめ

本稿では，人間の知覚情報の一種である想起に注目し，ソーシャルメディアを用いた想起関係の自動抽出手法の開発を試みた．従来の手法では，想起関係の抽出に単語の共起情報を用いており，想起の方向性を表現できていないという問題がある．本稿では，投稿データの遷移情報に基づく次投稿予測モデルを用いた想起抽出手法を提案した．さらに，実験により，英日 2 種の想起データを用いて，実際に抽出された想起関係度合いの評価を行い，特に日本語データにおいて，従来手法と比較して提案手法の予測精度が同程度以上となることが確認された．また，改良モデルとして両手法による予測結果をアンサンブルした場合，英日の想起データともに予測精度が向上することが確認された．これにより，想起抽出モデルに単語の共起情報だけではなく，想起の方向情報を取り入れることの重要性を示唆した．今後は，想起抽出モデルに共起情報と方向情報を適度に組み込んだ単一モデルを開発し，より予測精度の高いモデルを追求していく．

謝辞

本稿では，株式会社 Insight Tech が国立情報学研究所の協力により研究目的で提供している「不満調査データセット」を利用した．

参考文献

[1] Dencik, L., Hintz, A. and Carey, Z.: Prediction, preemption and limits to dissent: Social media and big data uses for policing protests in the United Kingdom, *New Media & Society*, Vol. 20, No. 4, pp. 1433–1450 (online), DOI: 10.1177/1461444817697722 (2018).

[2] Das, S., Behera, R. K., kumar, M. and Rath, S. K.: Real-Time Sentiment Analysis of Twitter Streaming data for Stock Prediction, *Procedia Computer Science*, Vol. 132, pp. 956 – 964 (2018).

[3] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S. and Dean, J.: Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, *Advances in Neural Information Processing Systems 26* (Burges, C. J. C., Bottou, L., Welling, M., Ghahramani, Z. and Weinberger, K. Q., eds.), Curran Associates, Inc., pp. 3111–3119 (online), available from ⟨http://papers.nips.cc/paper/5021-distributed-representations-of-words-and-phrases-and-their-compositionality.pdf⟩ (2013).

[4] Peters, M. E., Neumann, M., Iyyer, M., Gardner, M., Clark, C., Lee, K. and Zettlemoyer, L.: Deep contextualized word representations (2018).

[5] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. and Toutanova, K.: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding (2018).

[6] Bruni, E., Tran, N. K. and Baroni, M.: Multimodal distributional semantics, *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 49, p. 1–47 (2014).

[7] Boyd-Graber, J., Fellbaum, C., Osherson, D. and Schapire, R.: Adding Dense, Weighted Connections to WORDNET, *Proceedings of the third international WordNet conference*, pp. 29–36 (2006).

[8] Grice, G. R.: Stimulus intensity and response evocation, *Psychological Review*, Vol. 75, No. 5, pp. 359–373 (1968).

[9] Buss, D. M.: Selection, evocation, and manipulation, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 53, No. 6, pp. 1214—-1221 (1987).

[10] Larsen, R. J. and Buss, D. M.: *Personality psychology: Domains of knowledge about human nature*, NewYork: McGraw-Hill (2002).

[11] Hayashi, Y.: Predicting the Evocation Relation between Lexicalized Concepts, *Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*, Osaka, Japan, The COLING 2016 Organizing Committee, pp. 1657–1668 (online), available from ⟨https://www.aclweb.org/anthology/C16-1156⟩ (2016).

[12] Ma, X.: Analyzing and propagating a semantic link based on free word association, *Language Resources and Evaluation*, pp. 819–837 (2013).

[13] Deerwester, S., Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. K. and Harshman, R.: Indexing by latent semantic analysis, *JOURNAL of the American Society for Information Science*, Vol. 41, pp. 391–407 (1990).

[14] Moss, H. and Older, L.: *Birkbeck word association norms*, UK: Psychology Press (1996).

[15] Fellbaum, C.: WordNet An Electronic Lexical Database, *The MIT Press*, pp. 29–36 (1998).

[16] Lesk, M.: Automatic sense disambiguation using machine-readable dictionaries, *Proceedings of SIGDOC*, pp. 391–407 (1986).

[17] Nikolova, S., Boyd-Graber, J. and Fellbaum, C.: *Collecting Semantic Similarity Ratings to Connect Concepts in Assistive Communication Tools*, pp. 81–93, Springer Berlin Heidelberg (2012).

[18] Nelson, D. L., McEvoy, C. L. and Schreiber, T. A.: The University of South Florida free association, rhyme, and word fragment norms, *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, Vol. 36, No. 3, pp. 402–407 (2004).

[19] Mitsuzawa, K., Tauchi, M., Domoulin, M., Nakashima, M. and Mizumoto, T.: FKC Corpus: a Japanese Corpus from New Opinion Survey Service, *In proceedings of the Novel Incentives for Collecting Data and Annotation from People: types, implementation, tasking requirements, workflow and results* (2016).

[20] Blei, D. M., Ng, A. Y. and Jordan, M. I.: Latent dirichlet allocation, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 993–1022 (2003).

[21] Wang, Y., Agichtein, E. and Benzi, M.: TM-LDA: Efficient Online Modeling of Latent Topic Transitions in Social Media, *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '12, New York, NY, USA, ACM, pp. 123–131 (online), DOI: 10.1145/2339530.2339552 (2012).