

# 記事へのコメント生成によるフェイクニュースの早期検出

柳 裕太<sup>1,a)</sup> 折原 良平<sup>1,b)</sup> 清 雄一<sup>1,c)</sup> 田原 康之<sup>1,d)</sup> 大須賀 昭彦<sup>1,e)</sup>

**概要：**SNS 上でフェイクニュースが拡散されて事実と異なる風評が広がりやすくなった。誤った風評に騙された人々が社会的損害を与えるためこの問題は深刻である。フェイクニュース対策としてファクトチェックが行われているが、属人的な作業である上に時間がかかるため、例えフェイクと断定する結果が出てフェイクニュースと比べ拡散されにくい課題がある。フェイクニュースを自動で検出することが広く研究されており、記事に加えリツイートやリプライといったソーシャルコンテキストの活用が検出性能を改善することが確認されている。しかしながら、ソーシャルコンテキストは SNS ユーザの拡散によって生まれる情報であるため、その取得には時間がかかる。我々はフェイクニュースの早期検出に向けて、ソーシャルコンテキスト情報として記事へのコメントを生成することで検出を補助するフェイクニュース自動検出モデルを提案する。コメント生成モデルと真偽分類モデルは記事とコメントを併せ持つデータセットから学習される。検証時は実在コメント件数を制限した状況から新たにコメントを生成した上で真偽分類を補助させる。実際に生成コメントを付加して分類した場合と、付加せず分類した場合を比較した結果、生成コメントを付加した方がより多くのフェイクニュースを検出した。これは、我々の提案したモデルが早期検出に向くことを示唆している。

## 1. 序論

現代において、ニュースといった情報の入手と拡散が簡単にできるソーシャルメディアは生活の重要な一部となった。その中には信憑性に乏しい情報が含まれており、特に悪意によって読者を騙して誤った風説を流布するために作られた情報であるフェイクニュースが問題となっている。

フェイクニュースの実例として、今年新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) にまつわる誤った風説がソーシャルメディア上で広く流布された。WHO 事務局長はこの問題を“インフォデミック”と呼び、フェイクニュースはウイルスそのものよりも早く簡単に拡散されると警戒を呼びかけている [1]。また、フェイクニュースによってオンラインで誤った風説が広がった結果、オフラインの出来事へ大きな影響を与えたこともある。ワシントン DC のピザ屋で銃乱射事件を起こした犯人は、インターネットで流布されたフェイクニュースに端を発する児童ポルノ疑惑が犯行の動機であることが報道されている [2]。以上より、フェイクニュースの拡散によって読者が事実に基づく正しいニュー

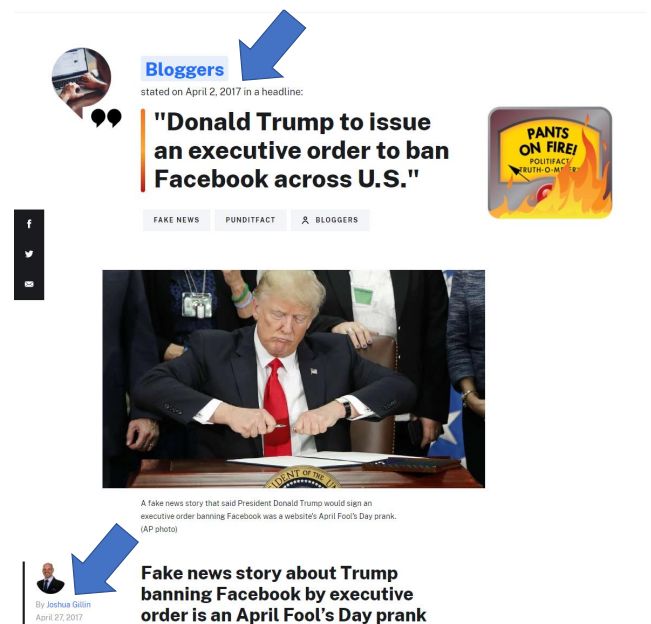


図 1: 北米で行われたファクトチェックの一例。青矢印はフェイクニュース投稿日時とファクトチェック結果投稿日時を示し、両者には 25 日もの間が開いている。

スへのアクセスが難しくなるため、民主主義の根幹を揺るがしてしまう。現在、フェイクニュース検出に向けて有識者が事実関係を確認して結果を公表するファクトチェックが行われている。

<sup>1</sup> 電気通信大学  
UEC, Chofu, Tokyo 182-8585, Japan  
a) yanagi.yuta@ohsuga.lab.uec.ac.jp  
b) orihara@acm.org  
c) seiuny@uec.ac.jp  
d) ohsuga@uec.ac.jp  
e) tahara@uec.ac.jp

図1はファクトチェックの一例である[3]。この実例のように、ファクトチェックは属人的な作業であることに加えて結果公表まで時間がかかるため、ファクトチェック結果はフェイクニュースそのものに比べて拡散されにくい。このため、機械学習によってフェイクニュースを自動で検出する研究が行われている。

自動検出にあたって困難な点として、フェイクニュースは人々を騙すために巧妙なつくりをしていることが挙げられる。このため、単純なルールベース手法による検出は難しい。検出性能の向上において、記事そのものがもつ情報に加えてソーシャルメディア上での反響を示すソーシャルコンテキスト(リツイート・いいね・リプライなど)を考慮することが有効であることが先行研究で示されている[4]。しかしながら、ソーシャルコンテキストはユーザの拡散によって生まれるため、この場合も早期の検出には向かない。これに対して、ニュースに対してソーシャルメディア上で寄せられるコメントで発生しやすい単語を、条件付き変分オートエンコーダ(CVAE)で生成する手法も提案されている[5]。この手法は、記事から確率分布とラベルを元に隠し変数を介して生成を行っている。

本研究では、記事と実際に記事に寄せられたコメントから信憑性の学習を行い、記事と限られた数のコメントから別のコメントを予測させた上で真偽を判断するモデルを提案する。このモデルは、フェイクニュースそのものを生成するモデル[6]を拡張する形で実装することでコメントの生成を実現する。学習では記事と実際に記事に寄せられたコメントを3件、更に真偽ラベルを入力するが、テスト時は記事に加えて実際に寄せられたコメントは2件に制限し、真偽ラベルは入力しない。

我々は提案モデルの検出性能を実際に投稿された情報をもつデータセットによって検証した。

## 2. 関連研究

フェイクニュースの自動検出(真偽分類)は、対象をスパム[7]や風評[8]、そして虚偽広告[9]を含めると新しいトピックではない。本研究はこれまでの研究[10], [11], [12]に倣い、意図的に作成され、明確に誤りであると確認できるニュースをフェイクニュースと定義する。

### 2.1 フェイクニュース検出

ニュース記事がもつ情報からフェイクニュースを検出する手法は多く提案されている。文字情報からは、フェイクニュースが独自の書かれ方をする上に感情的な表現を多用することから、文章のスタイル[13]や感情的表現の頻度[14]を考慮する手法がある。また、ディープニューラルネットワーク(DNN)によって検出性能が改善された報告[15], [16], [17]も多い。

ソーシャルコンテキストを考慮した手法も多く提案さ

れており、扱うコンテキストの種類によってユーザベース[18], [19], [20]・投稿ベース[21], [22], [23]・ネットワークベース[24], [25]の3種類に分けられる。

ソーシャルコンテキストを利用する手法に共通した問題点として、ソーシャルコンテキストはユーザの拡散によって生まれる情報であるため早期検出に向かない点が挙げられる。早期検出の実現へ、TCNN-URGという2層の畳み込みニューラルネットワークとCVAEによるユーザレスポンス生成器を組み合わせたモデルも提案されている[5]。ニュース記事を畳み込みニューラルネットワークで特徴化してから隠れ変数を算出し、寄せられたコメントとして尤もらしい単語群を生成することで検出性能が改善されることが報告されている。しかしながら、TCNN-URGはあくまで尤もらしい単語を生成することに限られ、実際のコメントそのものは生成していない。

### 2.2 フェイクニュース生成

自然言語生成モデルの1つとして、架空のニュース記事を作成するGroverモデルがある[6]。このモデルはニュース記事データセットから記事をドメイン・著者・投稿日時・見出し・本文の5要素に分け、無作為に要素を削除した記事の残り部分から歯抜け部分を予測させることで訓練している。興味深い点として、Groverモデルで生成した記事の方が実在の記事よりも読者が信じやすい傾向が報告されていた。本研究ではこのモデルを拡張することで、より自然なコメントを生成することを目指した。

## 3. 提案手法

先行研究により、自然言語文章生成モデルは言語モデルの1つとされており、式1のように文章 $x = w_1^T = (w_1, w_2, \dots, w_T)$ はある単語 $w_t$ が生成される前の単語群 $w_1^{t-1}$ による条件付き確率の総積であると定義されている。

$$p(x) = p(w_1^T) = \prod_{t=1}^T p(w_t | w_1^{t-1}) \quad (1)$$

提案モデルによる文章生成の流れは図2の通りである。2.2節の通り、Groverモデルでは記事を5要素に分けて学習が行われており、生成及び分類学習において、各要素の始点と終点には開始及び終了トークンが付加されている。本研究ではこれらの要素を記事本文とそれに寄せられた3件のコメントに置換することで実装する。Groverモデルに倣い、提案モデルは以下の同時分布として定義する。

$$p(\text{article}, \text{comment}_1, \text{comment}_2, \text{comment}_3) \quad (2)$$

コメント生成学習時は、ベースとなったGroverモデルと同様に記事とコメントのセットを2つの集団に分け、無作為に歯抜けにする。コメントの場合は10%、記事本文の

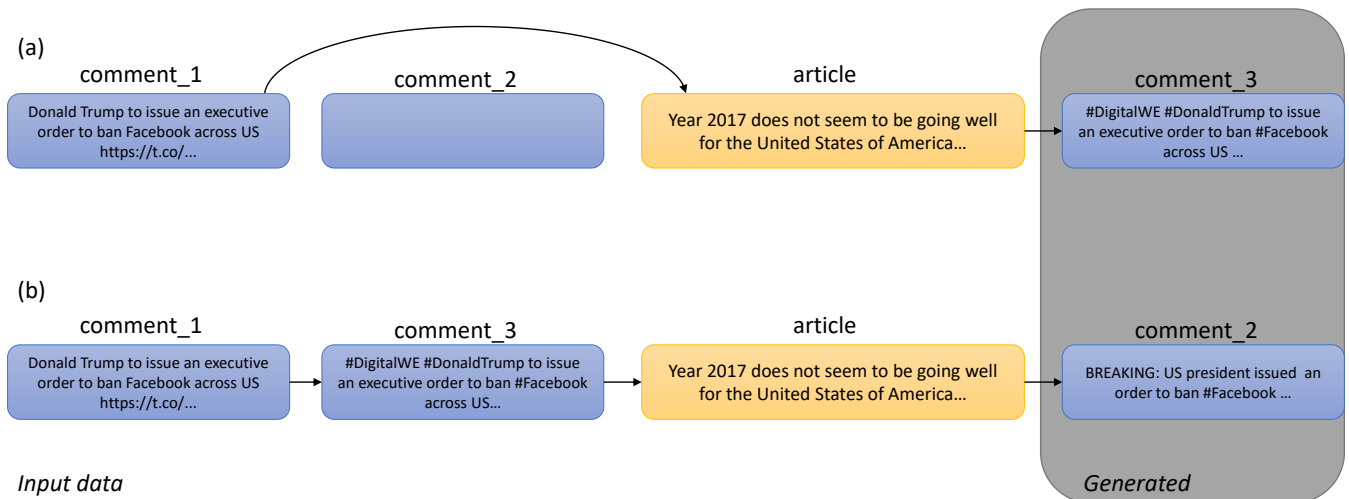


図 2: 提案モデルのコメント生成例。(a) は記事と 1 件の実際に寄せられたコメントからコメントを生成している。(b) は (a) で生成したコメントを含めた状況で更にコメントを生成している。

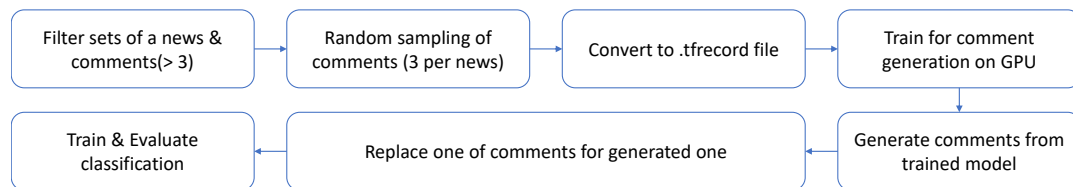


図 3: 実験の流れ

場合は 35% の確率で歯抜けにしてから一方の集団から学習を行い、もう一方での生成におけるクロスエントロピー誤差を最小化するように訓練される [6]。提案モデルの目的は記事ではなく SNS 上で記事に寄せられたユーザの反応を生成することである。

記事とコメントのセットの末尾にはセットの終端を意味するトークンである [CLS] を追加し、またこのトークンが真偽を分類する際に使われる。これは Grover モデルがベースとしている GPT-2 がとる手法 [26] と同一である。図は実際の記事とコメントのセットを真偽分類するまでの流れを示している。まず、記事に寄せられたコメント群から実験に使用するために無作為に 3 件選出し、コメント生成の学習を行う。真偽分類する際には、3 件の実際に投稿されたコメントから 1 件削除し生成されたコメントを追加してから真偽の分類を行う。また、同時に生成コメントを追加しなかった状況で分類を行った際の結果との比較も行った。

## 4. 実験

### 4.1 単語生成の傾向

まずはじめに、正しいニュースとフェイクニュースの

記事とコメントのセットから生成されたコメントの傾向を調べた。いずれのニュース記事とコメントのセットは FakeNewsNet データセット [27] から取得した。このデータセットは北米で英文記事を対象にファクトチェックを行う団体である PolitiFact(政治ニュース中心) と GossipCop(芸能ニュース中心) の判断結果を元に正しいニュースとフェイクニュースのラベルが付けられている。我々はまず実験手法に合わせるために記事に対して最低 3 件以上コメントが寄せられているセットに対して無作為に 3 件選出した。また、PolitiFact から真偽で各 200 セットを用意して学習を行った。実際に生成されたコメントに対して、すべてアルファベットを小文字にした上で単語ごとの出現回数と出現確率を算出した。また、算出するにあたって記号 (クォーテーションやピリオド、コンマなど) や URL の削除を行ったほか、“a” や “is” といったストップワードは NLTK[28] が提供するメソッドを使用して除外した。なお、コメントの収集元が Twitter であることから、Twitter 独自の用法をもつ記号 (ハッシュタグ # やメンション @)、またコロンは例外として除外しなかった。以上の処理を行った結果、以下の特徴が得られた。

- 真偽問わず最も頻度が高い単語は “via” であり、真偽

表 1: 分類成績

入力データ	精度	再現率	F 値
記事本文のみ	0.647	0.615	0.631
+ 実在コメント 2 件	<b>0.682</b>	0.750	<b>0.714</b>
+ 生成コメント 1 件	0.590	<b>0.790</b>	0.675

全体の単語のうち約 1.5%を占めた。

- それに続いて “trump” と “obama” が続いたが、いずれも割合は 1%を下回った。

また、真偽における傾向差として以下の違いが見られた。

- “via” は真偽単独で見てもそれぞれで最も高い頻度で生成されていた。
- フェイクにおける “via” の生成頻度は正しい場合に比べて約 2 倍であり、その差は約 0.9 ポイントとフェイク頻出上位 10 単語中最多だった。
- “breaking:” という単語が “via” に次いで 2 番目に頻度の差が高い単語であり、その差は 0.7 ポイントだった。

## 4.2 検出における生成コメントの影響

生成コメントの有無によって真偽分類の結果に影響が出るか調べた。ベースラインとして 2 つの入力データを用意した。1 つは生成されたコメントを入力せず、記事と実際に投稿された 2 件のコメントから分類させた場合、もう 1 つは実際に投稿されたコメントも入力せず、記事のみから分類させた場合であった。この実験では、PolitiFact では十分な量の学習を行うにはセット数が少なかったため、GossipCop から真偽で各 2000 セットを用意して行った。実験結果は表 1 の通りである。提案モデルは再現率において全体ベストとなったものの、精度においては生成モデルを使わない方が優秀であることが読み取れる。また、生成されたコメントは共通して文法面にさらなる改善の必要性が残された。

## 5. 考察

### 5.1 コメント生成

コメント生成の傾向から、提案モデルは入力されたニュース記事が扱うトピックの学習に成功したように見える。生成されたコメントの多くが政治的内容を含むものが多かった理由として、データセットが扱う内容の影響を受けたことが考えられる。

生成コメントの中で興味深い単語は “breaking:” である。この単語はフェイクニュースに寄せられたコメントとして生成されていた。本研究と同じくコメントとして尤もらしい単語を生成する TCNN-URG[5] でも、フェイクを示すシグナルとして “!” や “?”、そして “false” が報告されていたが、“breaking:” は報告されていなかった。よって、この

“breaking:” もフェイクニュースを示す重要なシグナルである可能性がある。

生成されたコメントは軒並み文法面に改善点が残されているが、これはデータセットの規模不足が原因として考えられる。Grover モデルは 120GB にも及ぶニュースデータセットから訓練されていた [6] ことも考慮すると、改善のためにはさらなる追加データを収集する必要がある可能性が示されている。

### 5.2 真偽分類

表 1 を見るに、提案モデルは再現率は優秀だったが精度に大きな課題を残した。これは提案モデルがソーシャルコンテキストが制限されている状況でも、制限されたまま真偽分類を行うより多くのフェイクニュースの検出ができることを意味する。

この傾向はファクトチェックが必要なニュースを探す際に役立つことを示唆している。ただし精度が低いため他のモデルより多く正しいニュースをフェイクニュースとして誤って検出するため、改善が求められている。今後は、より多くのデータセットを用いた場合に傾向が変化するか調べる必要があるとみられる。

## 6. 結論

本研究では、フェイクニュースの早期発見における問題点の解決を試みた。我々は、ユーザのコメントはニュース記事を評価する際に重要な情報をもたらすものの、ニュース拡散の初期段階ではコメントが少ない点に着目する。そこで、Grover モデルを拡張したニューラルネットワークモデルを作成し、分類に有用なコメントを生成することを提案する。提案モデルのコメント生成による早期発見性能を評価するために、実際のニュースとそれに寄せられたコメントを対象に実験を行った。その結果、コメントを生成するプロセスが、ファクトチェックによって真偽を判定する際に役立つ可能性が示唆されている。

謝辞 TBD(指示を受け次第追加)

## 付 録

### A.1 実験環境

- TITAN X (Pascal) を搭載した Linux マシン上の Docker で構築した Ubuntu16.04 環境で実験を行った。
- GitHub 上で公開されていた Grover モデルを Fork して実装を行った。
- モデルサイズは Grover-Base を採用し、今回実験で使用する語彙サイズに合わせて調整を行った。

## 参考文献

- [1] John Zarocostas. How to fight an infodemic. *The Lancet*, Vol. 395, No. 10225, p. 676, 2020.
- [2] Guardian staff and agencies. Washington gunman motivated by fake news 'pizzagate' conspiracy, 12 2016.
- [3] Joshua Gillin. Politifact - fake news story about trump banning facebook by executive order is an april fool's day prank, Apr 2017.
- [4] Han Guo, Juan Cao, Yazi Zhang, Junbo Guo, and Jintao Li. Rumor detection with hierarchical social attention network. In *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, CIKM '18, pp. 943–951, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [5] Feng Qian, Chengyue Gong, Karishma Sharma, and Yan Liu. Neural user response generator: Fake news detection with collective user intelligence. In *Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-18*, pp. 3834–3840. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 7 2018.
- [6] Rowan Zellers, Ari Holtzman, Hannah Rashkin, Yonatan Bisk, Ali Farhadi, Franziska Roesner, and Yejin Choi. Defending against neural fake news. In H. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d'Alché-Buc, E. Fox, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 32*, pp. 9054–9065. Curran Associates, Inc., 2019.
- [7] Hua Shen, Fenglong Ma, Xianchao Zhang, Linlin Zong, Xinyue Liu, and Wenxin Liang. Discovering social spammers from multiple views. *Neurocomputing*, Vol. 225, pp. 49–57, 2017.
- [8] Z. Jin, J. Cao, Y. Jiang, and Y. Zhang. News credibility evaluation on microblog with a hierarchical propagation model. In *2014 IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 230–239, 12 2014.
- [9] Hen-Hsen Huang, Yu-Wei Wen, and Hsin-Hsi Chen. Detection of false online advertisements with dcnn. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web Companion*, WWW '17 Companion, pp. 795–796, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2017. International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- [10] Kai Shu, Amy Sliva, Suhang Wang, Jiliang Tang, and Huan Liu. Fake news detection on social media: A data mining perspective. *SIGKDD Explor. Newsl.*, Vol. 19, No. 1, pp. 22–36, September 2017.
- [11] Natali Ruchansky, Sungyong Seo, and Yan Liu. Csi: A hybrid deep model for fake news detection. In *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, CIKM '17, pp. 797–806, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [12] Yaqing Wang, Fenglong Ma, Zhiwei Jin, Ye Yuan, Guangxu Xun, Kishlay Jha, Lu Su, and Jing Gao. Eann: Event adversarial neural networks for multi-modal fake news detection. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, KDD '18, pp. 849–857, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [13] Martin Potthast, Johannes Kiesel, Kevin Reinartz, Janek Bevendorff, and Benno Stein. A stylometric inquiry into hyperpartisan and fake news. *CoRR*, Vol. abs/1702.05638, , 2017.
- [14] Chuan Guo, Juan Cao, Xueyao Zhang, Kai Shu, and Miao Yu. Exploiting emotions for fake news detection on social media. *CoRR*, Vol. abs/1903.01728, , 2019.
- [15] William Yang Wang. "liar, liar pants on fire": A new benchmark dataset for fake news detection. In *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)*, pp. 422–426, Vancouver, Canada, July 2017. Association for Computational Linguistics.
- [16] Hamid Karimi and Jiliang Tang. Learning hierarchical discourse-level structure for fake news detection. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pp. 3432–3442, Minneapolis, Minnesota, June 2019. Association for Computational Linguistics.
- [17] Hamid Karimi, Proteek Roy, Sari Saba-Sadiya, and Jiliang Tang. Multi-source multi-class fake news detection. In *Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics*, pp. 1546–1557, Santa Fe, New Mexico, USA, August 2018. Association for Computational Linguistics.
- [18] Carlos Castillo, Marcelo Mendoza, and Barbara Poblete. Information credibility on twitter. In *Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web*, WWW '11, pp. 675–684, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [19] K. Shu, S. Wang, and H. Liu. Understanding user profiles on social media for fake news detection. In *2018 IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)*, pp. 430–435, 4 2018.
- [20] Kai Shu, Xinyi Zhou, Suhang Wang, Reza Zafarani, and Huan Liu. The role of user profile for fake news detection. *CoRR*, Vol. abs/1904.13355, , 2019.
- [21] Shuo Yang, Kai Shu, Suhang Wang, Renjie Gu, Fan Wu, and Huan Liu. Unsupervised fake news detection on social media: A generative approach. In *AAAI*, 2019.
- [22] Eugenio Tacchini, Gabriele Ballarin, Marco L. Della Vedova, Stefano Moret, and Luca de Alfaro. Some like it hoax: Automated fake news detection in social networks. *ArXiv*, Vol. abs/1704.07506, , 2017.
- [23] Zhiwei Jin, Juan Cao, Yongdong Zhang, and Jiebo Luo. News verification by exploiting conflicting social viewpoints in microblogs. In *Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, AAAI'16, pp. 2972–2978. AAAI Press, 2016.
- [24] Liang Wu and Huan Liu. Tracing fake-news footprints: Characterizing social media messages by how they propagate. In *Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, WSDM '18, pp. 637–645, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [25] Federico Monti, Fabrizio Frasca, Davide Eynard, Damon Mannion, and Michael M. Bronstein. Fake news detection on social media using geometric deep learning. *CoRR*, Vol. abs/1902.06673, , 2019.
- [26] Alec Radford, Jeffrey Wu, Rewon Child, David Luan, Dario Amodei, and Ilya Sutskever. Language models are unsupervised multitask learners. 2018.
- [27] Kai Shu, Deepak Mahudeswaran, Suhang Wang, Dongwon Lee, and Huan Liu. Fakenewsnet: A data repository with news content, social context and dynamic information for studying fake news on social media. *ArXiv*, Vol. abs/1809.01286, , 2018.
- [28] Steven Bird and Edward Loper. NLTK: The natural language toolkit. In *Proceedings of the ACL Interactive Poster and Demonstration Sessions*, pp. 214–217,

Barcelona, Spain, July 2004. Association for Computational Linguistics.