関連研究(コードのリンク) [引用(リンク)]:

* 比較手法１ [引用]:
* 比較手法２ [引用] / 比較手法3 [引用] / ・・・
* ※精度の低い比較手法(6割以下)は掲載しない

-------------------------------------------------------------------------------------------------------

比較手法を選ぶ基準：Propagation-based(特徴によらず，ニュース-ツイート-リツイートのノード関係になるグラフを構築し抽出するモジュール)のみ比較すればよい．

今すぐ使えそう

[コンテンツベース]: BERT・TextGCN

[拡散ベース]: GCNFN(Geometric)・Bi-GCN・GCN-CL(・GAT⇐GCANの代わりとして)・UPFD・RDEA・EBGCN

理由をつける

[コンテンツベース]

・TextCNN(SAFEのテキスト抽出)/GRU/LSTM

* 性能がBERT以下．

・KAN

* ...？Knowledge-basedなことしか分からない．どういったことが比較できるの？

[拡散ベース]

・伝播をグラフ構造データとして特徴抽出しないものは全部却下！

* 時系列（RvNN/PPC/PLAN/STS-NN/GRU+RNN/mGRU/TGNF/FND-NS/2-stage Transformer/GCAN-ユーザ特徴）
* 異種グラフ（HDGCN/HB-GAT/GLAN/HGAT/SAFER/US-DeFAKE）
* パターンベース（ESODE）

・ハイパーグラフ系：HyperEdge\_Index①を自作するのが超手間②の定義が任意なのも問題．

* HGFND(=HyperGAT)，その論文で用いられているHGNN：複数ニュース特徴(本文テキスト特徴＋伝播のGraphSAGE出力)を・色んなニュースを拡散しているユーザ(ユニークなユーザとされている)が拡散したニュースどうしにリンク/・直近(ハイパーパラメータ)に作成されたニュースどうしにリンク/・同じニューストピック＝エンティティ(spacyのエンティティ認識ツールが出力する「組織（ORG），人（PER），製品（PROC），本や歌などの芸術作品（WORK OF ART），国籍や宗教・政治団体（NORP），GPE以外の場所（LOC），ハリケーンや戦争，スポーツなどのイベント名（EVENT）」の７つを使用)にリンクを貼る．そもそも有効なの？どういう報告を元に？

・PTK

* 構文生成規則...？意味わからん．カーネルの学習方法も分からん

・FANG

* もう一回機能をまとめる．
* 作成されるグラフは異種グラフで，出版社ノード(初期特徴不明)間のネットワーク(「ある出版社」が出版したあるニュースに「別の出版社」が出版したニュースのリンクが含まれていれば「ある出版社」のノードと「別の出版社」のノードにリンク)，出版社ノードとその出版社が出版した記事(本文)ノード(初期特徴は記事本文(TFIDF))とのネットワーク，記事ノードとそれに対してコメントしたユーザノード(初期特徴はユーザプロフィールのTFIDF+Glove)のネットワーク，コメントしていないユーザについてもコメントしたユーザとフレンドであれば接続することで生成されるユーザネットワーク４つが一体となっている．記事-ユーザネットワーク以外がGraphSAGEによって抽出される．記事に対するコメントのスタンスは事前学習されたRoBERTaで分類され，そのラベルのみを利用し，コメントの埋込は用いられない．
* プログラムまで複雑すぎて何やってるか分からん．とりあえず伝播ベースじゃないのは分かる(ユーザノード特徴の時系列処理)．スタンスラベル使っているにも関わらず最終的に損失関数で全然意味成してない？(記事埋込とユーザノード特徴の類似度にスタンスラベルかけたものを，全ユーザ，全記事，**全スタンス**に対し足し合せているため．)

・DUCK

* すぐ使える，と思ったらユーザ特徴だけ使わないオプションがないから実装しないと

-------------------------------------------------------------------------------------------------------

★UPFDを引用した論文の検索結果

UMLARD (User-aspect Multi-view Learning with Attention for Rumor Detection) [[1]](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705121011552): ツイートの拡散に関与したユーザの異なる見解の表現を学習し，その表現を区別できる融合メカニズムによって融合することで，噂の拡散の様々な段階において，異なるユーザ側面の情報が異なる役割を果たすことを区別可能

* [GRU](https://pytorch.org/docs/1.13/generated/torch.nn.GRU.html?highlight=gru#torch.nn.GRU) [2]
* ×[TD-RvNN](https://github.com/majingCUHK/Rumor_RvNN) [3]: RNNに基づく噂検出用木構造モデル．GRUによるトップダウンとボトムアップのツリー型ニューラルネットワークに基づく2方向ツリー構造のRNN＝割とGNNっぽい処理する，2hop以上は積層で可能？
* ×[PPC\_RNN+CNN (PPC)](https://github.com/yumere/early-fakenews-detection) [4]: RNNとCNNによるニュース伝播経路の分類を行う噂早期検出モデルで，ユーザとソースツイートの特徴から噂表現を学習．
* ×[PLAN](https://github.com/serenaklm/rumor_detection) [5]: 噂検出用の階層的なトークン・投稿レベルの注意モデルで，自己注意を介したツイート間の対の相互作用をモデル化．テキスト特徴(Glove)を初期特徴，リツイートを使用せずニュースとツイートを一気に入力．投稿を時系列順で伝播管理．
* **Bi-GCN** [6]: 噂検出のための双方向伝搬構造とテキストコンテンツ（すなわち，ソースツイートとコメント）を利用するGCNベースのモデル．またBi-GCNの変形として，コメント特徴の代わりにユーザ特徴を用いるモデル(Bi-GCN-Uと表記)も比較．
* ×[STS-NN](https://github.com/201518018629031/STS-NN) [7]: 空間-時間ニューラルネットワークに基づく噂検出モデル．空間構造と時間構造を一体として扱い，きめ細かな噂表現を学習．
* GCAN [8]: 発信元ツイートの内容と，その伝播に基づくユーザをもとに、真偽の噂を検出する共注目ネットワーク．また公平な比較のため，ユーザ類似度グラフの代わりに拡散グラフを用いたGCANの変種（GCAN-Gと表記）とも比較．
* [**RDEA**](https://github.com/zhenyuhe00/RDEA) [9]: 自己教師付き噂検出モデル．RDEAはBi-GCNをベースとしており，Event AugmentationとContrastive Learningにより少量のデータでも精度向上．

HDGCN (Heterogeneous Graph Convolutional Network-Based Dynamic Rumor Detection on Social Media) [[10]](https://www.hindawi.com/journals/complexity/2022/8393736/): コンテンツと伝播の異種グラフを構築し、噂の伝播過程における投稿コンテンツと伝播構造の相互作用をマイニングし発見することで噂表現を得るコンテンツ-伝播合同モジュールと，常微分方程式と統合されたGCNを活用し異種グラフの動的特徴を探索するODEベースの動的モジュールによって，動的な噂検出を実現．

* ×[GRU-RNN](https://github.com/kjes89011/Rumor-Detection-with-RNN) [11]: GRUを用いたRNNにより，関連するツイート投稿の文脈情報の時間的変化を捉える噂検出手法．
* ×[BU-RvNN](https://github.com/majingCUHK/Rumor_RvNN) and TD-RvNN [3]
* ×Rumor2vec [13]: CNNベースのモデルを採用し，テキストコンテンツと伝搬構造を組み合わせることで噂検出のための共同表現学習を実現．ツイートをルートとして，Twitter15/16が提供するリツイート連鎖をPropagationとする．本手法は複数ユーザが関係している複数のPropagationをUniteしており，最後にどのような検出を行うか不明．
* ×ESODE [14]: 意味情報と常微分方程式ネットワークを統合し，噂検出のための統計的特徴を得る検出手法．パターンベースで，意味情報，Propagation情報(コメント数・リツイート数・時系列)，ユーザ情報(フォローフォロワー数等)を常微分ネットワークに適用し精度の向上を確認．

CausalRD (Heterogeneous Graph Convolutional Network-Based Dynamic Rumor Detection on Social Media) [[15]](https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9796678?casa_token=o_-Hh-hATHgAAAAA:9D4Rk5SW-zLoh3xIjUDvHevjapPPpXt_9eqRkOp8e2_1ZfQ_RbEMkVvsTAV59kWxzL0U557GHw): 人気と適合性のバイアスを緩和するために，ユーザ、イベント、およびそれらの相互作用の間の因果関係を捕らえるためにグラフを構築し，因果推論に基づく人気や適合のバイアスの排除を行って偏ったユーザ嗜好表現を得，GNNにより学習したユーザ表現とイベント特徴を集約し検出することで，デバイアスな傾向のユーザの好みや因果関係のビューにおける効果的な事象表現を学習する噂検出フレームワーク．

* RvNN [3] / PCC\_RNN+CNN [4] / Bi-GCN [6] / RDEA [9]

HB-GAT (Heterogeneous Graph Attention Networks with Bi-directional Information Propagation for Rumor Detection) [[16]](https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9760328): ユーザやツイートとそれらの間の相互作用をモデル化する異種グラフを構築し，GATによって隣接するノードからの情報を集約しグラフ構造の特徴を捉える双方向情報伝播機構．

* RvNN [3] / PCC\_RNN+CNN [4] / Bi-GCN [6] / RDEA [9]
* PTK [12]: 伝搬木から時間構造パターンを学習するSVM分類器．
* ×[GLAN](https://github.com/chunyuanY/RumorDetection) [17]: 大域的特徴と局所的特徴を組み合わせて異種グラフを構築し特徴を抽出するモデル．ソースツイートノード-リツイートノードからなる各Propagationを各ツイート/リツイートユーザを表すノード経由で連結することで異種グラフ作成．

GASSL (Graph Attention Self-Supervised Learning for Rumor Idenfication) [[18，プレプリントのみ]](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4173339): GATを用いて噂伝播木から特徴を抽出し，ネットワークパラメータを更新する補助タスクとして負のラベルペアを用いないグラフ自己教師あり学習を適用し，複数のプーリング技法を組み合わせてノード情報を損ねることなく噂伝播木のグラフレベル表現を得，噂を検出するモデル．

* Word2Vec / BERT
* △**[CSI](https://github.com/sungyongs/CSI-Code)** [19]: 隣接行列をSingular Value DecompositionによりDecomposeすることでPropagationを意識した特徴を生成し，ユーザ特徴としている．ニュースのテキスト抽出は[LSTM](https://pytorch.org/docs/1.13/generated/torch.nn.LSTM.html?highlight=lstm" \l "torch.nn.LSTM)を利用(UPFDではユーザ特徴を用いていないが，ユーザ特徴の生成は容易そうである)．
* GCNFN=Geometric / GCN-CL [20] / Bi-GCN [6] / UPFD(UPFD-GCNFN)（前者二つはUPFDでも比較に用いられていたので解説は割愛）

Leveraging Diversity-Aware Context Attention Networks for Fake News Detection on Social Platforms [[21]](https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9892488?casa_token=aWVw-pgW_KUAAAAA:YHHbiCtKaW704dmg0w_CElNzSq77FjjvMv5ITL3uqrTMmSzIHSqib4m-Yrlp0uuriNdQodHinQ): ①ニュースの文脈における重要なTwitter投稿抽出のため，重要な投稿には重み付けを大きく，無力な投稿には重み付けを小さくする適応的な注目モジュールを持つコンテキストアテンションプーリング機能や，②複数のネットワーク層からのプーリング結果を連結するジャンプ知識(スキップ接続)を採用し，多様なネットワークにパターン・構造の両面から適応可能なモデル．

* Word2Vec / BERT / △**[SAFE](https://github.com/Jindi0/SAFE)** [22] (画像特徴の抽出部を用いずに，TextCNNにより抽出されたニュースのテキスト特徴のみを利用，と明記)
* CSI [19]（ユーザ特徴の利用について特段の明記はなかったため，ユーザ特徴を利用しているとみられる）
* GCNFN=Geometric / GCN-CL [20] / Bi-GCN [6] / UPFD

UPSR (Uncertainty-aware Propagation Structure Reconstruction for Fake News Detection) [[23]](https://aclanthology.org/2022.coling-1.243/): まずGCNの多層化により長距離相互作用を完全にモデル化し，次に，従来手法で相互作用抽出に用いられる決定論的なノード埋込の代わりに，モデルが共分散によって上記のような不確実な相互作用の影響を低減可能である，複数のガウス分布からノード表現をサンプリングする新しいガウス伝搬推定を行い，伝搬構造更新(再構成)のために多面的な方法で分布間のKLダイバージェンスを算出し元の伝播では長距離なノードも接続可能なスタンスや感情などを反映する潜在的な相互作用を生成し，伝播の不確実性の問題に晒されている元の伝播の正確な構造だけでなく再構築された伝播の多様な構造も学習することでフェイクニュース検出精度を改善したモデル．

* ×mGRU [11]: リツイートのシーケンスから認識される時間的・言語的パターンを抽出．（GCANでは精度5割．）
* CSI [19] (テキストベースの手法として，LSTMによるテキスト抽出のみ比較) / GAT / GCNFN=Geometric / PLAN [5] / Bi-GCN [6]
* ①RumorGCN [24] / ②**[EBGCN (Edge-enhanced bayesian GCN)](https://github.com/weilingwei96/EBGCN)** [25]: 伝播ベース手法は伝播構造が決定論的で完全であることを前提にしており，そのためアカウントの非公開化による伝播構造の欠落や利益追求型ソーシャルボットによるスパム投稿などのボット相互作用による部分的な伝播構造の変化といった伝播の不確実性を考慮できていない．このような信頼性の低い相互作用の悪影響を緩和するために①Relational Propagation Treeの構築によって②確率論の観点から関係性バイアスを学習することで精度向上を実現したモデル．しかしツイート-リツイート1hop分の相互作用にのみ焦点を当てており，偽情報を暴くのに有用な同様の潜在的(無意識的)スタンスを共有するかもしれない長距離ノード間の相互作用を無視している．（RumorGCNでは，同じツイートからの隣接ツイート間の暗黙の相互作用の正の利得を示している．）EBGCNは初期特徴をTF-IDFのテキストベクトルとする．

[HGFND (Nothing Stands Alone: Relational Fake News Detection with Hypergraph Neural Networks)](https://github.com/ujeong1/IEEEBigdata22_HGFND) [26，[プレプリントあり](https://arxiv.org/pdf/2212.12621.pdf)]: ①ニュースの文脈における重要なTwitter投稿抽出のため，重要な投稿には重み付けを大きく，無力な投稿には重み付けを小さくする適応的な注目モジュールを持つコンテキストアテンションプーリング機能や，②複数のネットワーク層からのプーリング結果を連結するジャンプ知識(スキップ接続)を採用し，多様なネットワークにパターン・構造の両面から適応可能なモデル．

* GCNFN=Geometric / GCN-CL / BiGCN / UPFD(GCN，GAT，GraphSAGE)
* ×TGNF [27]: [TGAT](https://github.com/StatsDLMathsRecomSys/Inductive-representation-learning-on-temporal-graphs)[28]を用いて，時間的に近接して共有されるツイート/リツイートの近傍を集約し，伝搬木の時間発展パターンをモデル化．ツイート/リツイートの単語ベクトルはBERTにより取得．ニュース公開からある時間までの部分伝播を構築できるようにしなければならない．
* ×GTN: 松本さんのGCCE2021のやつ．ツイートのテキスト特徴の直近200件平均を用いるので比較不可．
* ×[HGAT](https://github.com/YuxiangRen/Hierarchical-Graph-Attention-Network) [29]: ニュース記事執筆者-ニュース記事(本文)-ニュースを共有した複数ユーザの相互作用からなる3種ノード2種エッジの異種グラフについて，意味論的な集約とノードレベルの注目による集約に基づき，ユーザとニュースのノード間の関係を学習する．Publisher情報なし，ユーザノードの初期特徴であるツイートのテキスト特徴の直近200件平均を用いるので比較不可．
* △[HGNN](https://github.com/iMoonLab/HGNN) [30，31]: 半教師付き学習でハイパーグラフを使用したノード分類モデル．各ノードのユークリッド距離にしたがい，上位10個の最も近いノードに基づいてハイパーグラフを構築する．ハイパーグラフの各ノードはword2vecによってエンコードされたニュースコンテンツである．（GeometricのGNNを単にHGNNに変更するだけでも良いかもしれない．[HypergraphConvがpytorch\_geometricに搭載](https://pytorch-geometric.readthedocs.io/en/latest/generated/torch_geometric.nn.conv.HypergraphConv.html" \l "torch_geometric.nn.conv.HypergraphConv)[31]．）[HyperGAT](https://github.com/kaize0409/HyperGAT_TextClassification)とかいうのもあるそう．

MVCAN (Multi-view co-attention network for fake news detection by modeling topic-specific user and news source credibility) [[32]](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457322002473): ニュース記事，ユーザ，ニュースソースを，ニュース記事のトピック(時事的・政治的)視点，ユーザ(エコーチェンバーの有無)がニュースを共有する際の視点を(意思)決定するユーザのSCバイアス，ニュースソースの党派バイアスをベクトルとして符号化し，Multi-Head Co-Attentionメカニズムを用いてニュースソースとニュースユーザを含む異なる視点からの共同インタラクションを符号化することで，ニュースの拡散におけるユーザとニュースソースの相互作用に基づく信頼性を暗黙的にモデル化し精度向上．

* BERT+MLP / GCNFN=Geometric / GCN-CL / Bi-GCN / UPFD
* KAN [33]: 変換ネットワークを用いて，知識実体表現とニュース内容表現（ともにWord2vecから取得）を融合させたコンテンツベース手法．
* △[SAFER](https://github.com/shaanchandra/SAFER) [34]: ユーザ表現とニュース内容表現を統合してフェイクニュースを検出するコンテキストベース手法．ユーザ表現は友人関係や共有されたニュースなどを異種グラフとしてモデル化．ニュースコンテンツの抽出はRoBERTaを利用．これ自身は使えない(Propagationネットワークと友人ネットワークのエッジが混合している他，訓練とテストでモデルが変化していて比較が難しい．そもそもmain.pyにあたる実行プログラムがどれか分からん．本論文の比較手法に出ていた[R-GCN](https://pytorch-geometric.readthedocs.io/en/latest/generated/torch_geometric.nn.conv.RGCNConv.html" \l "torch_geometric.nn.conv.RGCNConv)や[R-GAT](https://pytorch-geometric.readthedocs.io/en/latest/generated/torch_geometric.nn.conv.RGATConv.html" \l "torch_geometric.nn.conv.RGATConv)はPytorch-geometricで実装済みなので使えそう)
* FANG [35]: ニュース，ユーザ，情報源の異種グラフを符号化するGNNベース検出手法．1)近接損失(コンテキスト損失)，2)スタンス損失，3)フェイクニュース検出損失を同時に最適化．

×[GCAN (GCAN: Graph-aware Co-Attention Networks for Explainable Fake News Detection on Social Media)](https://github.com/l852888/GCAN) [[8](https://aclanthology.org/2020.acl-main.48/)]: ユーザ属性は(1)プロフ文の単語数 (2)ujのスクリーンネームの単語数 (3)ujのフォロワー数 (4)ujのフォロー数 (5)ujの投稿総数 (6)ujの最初の投稿作成からの経過時間 (7)ujは認証済みアカウントか (8)ujが位置情報を埋め込んでいるか (9) 投稿元ツイートの投稿時刻とujのリツイート時刻の時間差 (10)ujと投稿元ツイートの間のリツイート経路の長さ（ujが投稿元ツイートをリツイートする場合に1）←FibVidで実験しようとも位置情報なし．伝播抽出も時系列．

* CSI (ニュースのテキスト特徴とユーザ特徴両方を利用している模様)
* [dEFEND](https://github.com/cuilimeng/dEFEND-web): ソース記事の文章とユーザプロファイルの相関を学習する共注目ベースのコンテンツベース検出モデル．→ソース記事とコメント＝ツイート(つまりリツイート不使用)を共注目させる．Propagation-basedとは言い難い．

△[FANG (Leveraging Social Context for Fake News Detection Using Graph Representation)](https://github.com/nguyenvanhoang7398/FANG) [[35](https://dl.acm.org/doi/10.1145/3340531.3412046)]

* CSI(ニュースのテキスト特徴とユーザ特徴両方を利用している模様)，GCN
* ※CSIやFANGは時系列情報を抽出しないバージョンとも比較
* ※スタンスは自前でデータセットを収集しRoBERTaをファインチューニングしたものであった．
* ※Pytorch\_geometricで実装されていないので構築したグラフデータをFANGで扱うには時間がかかる

★FANGを引用した論文の検索結果

SA-HyperGAT (Sentiment-Aware Fake News Detection on Social Media with Hypergraph Attention Networks) [[37](https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9945398?casa_token=ZRx0IIVFvnEAAAAA:5EQ2OAbmQHyAo9r0-_flBnmRZu8TDpgkvY_k52oQd656w1qAE0FuHa-LAe3yxRfL0xyHm7Te2w)]: ニュースコンテンツの構造情報とユーザコメントの感情情報(TweetEvalベンチマークデータセットでファインチューニングされた事前学習済みRoBERTaのPositive/Negative/Neutral判定情報)それぞれについて，単語や文の間の高次の依存関係を捉えるためのハイパーグラフを構築し，二重注意メカニズムを持つHyperGATによって二つのグラフ表現を合成することで，ニュースコンテンツとユーザコメントからの異なる種類の情報をうまく活用し精度向上．[HyperGAT](https://github.com/kaize0409/HyperGAT_TextClassification)？

* [TextCNN(CNN-OM)](https://github.com/Shawn1993/cnn-text-classification-pytorch) / GRU / TD-RvNN / Bi-GCN・Bi-GCN-U / GCAN / RDEA / UMLARD

[US-DeFake (Mining User-aware Multi-relations for Fake News Detection in Large Scale Online Social Networks)](https://github.com/xingsumq/Us-DeFake) [[38](https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3539597.3570478?casa_token=APROTEWC2XoAAAAA:IB5rwS7gs6NsCgViN4MfGHojV7bjFc4saI62L75d44XyWRF2LzZzsykPwfvScXJfPz0wbJDIn8hH)]: フェイクニュースを検出するための豊富な情報を得るために、ソーシャルネットワークにおける複数ニュースのニュース伝播とそれに関与したユーザの多重関係を抽出する2層グラフ(ニュース層とユーザ層)からサンプラーによってサブグラフを生成し，ニュース層とユーザ層それぞれに分けてサブグラフを抽出し融合することでフェイクニュース検出のためのユーザに関するニュース埋込を獲得し精度向上．

* BERT / ALBERT / GraphSAGE / UPFD
* △[TextGCN](https://github.com/codeKgu/Text-GCN) [39]: 各ニュースの単語をノードとするグラフを構築しGCNにより特徴抽出することで文章構造を考慮したコンテンツベース検出手法．生の文を入力しなければならない．ニュース本文をまとめたテキストさえ作れば後はコード実行するだけでいけそうかも？

△[DUCK (Rumour Detection on Social Media by Modelling User and Comment Propagation Networks)](https://github.com/ltian678/DUCK-code) [[40](https://aclanthology.org/2022.naacl-main.364/)]: (1)コメントを時系列・構造ネットワークの両方としてモデル化し，注目ノード(コメント)とそのソースのペアを符号化することでニュアンスのある特徴（例：同意や反論）を捉えるほか，(2)コメント・リツイートを含むユーザの伝播構造をモデル化する場合，ユーザノードをプロフィールから学習したエンコーディングとソーシャルネットワークに基づく「友達」の特性で初期化する，ユーザとコメント(意見)の両伝播ネットワークを共同でモデル化する最新のフレームワーク．ユーザツリーモジュールはGCANよろしくユーザコメントを利用していたりGAEを利用していたりするが，このモジュールがなくても精度はあまり変わらないようである．⇐これを実装する手間が要るようだ

* RvNN [3] / RNN+CNN [4] / Bi-GCN / GCAN
* stance-BERT [41]: 噂の検出のためにスタンス注釈で事前学習されたBERTを微調整し、コメントは連鎖としてモデル化（1層トランスフォーマーモデルに類似）．

FND-NS (Fake news detection based on news content and social contexts: a transformer-based approach) [[42](https://link.springer.com/article/10.1007/s41060-021-00302-z)]:

ニュース記事だけでなく，ユーザの時系列化された過去の行動からも予測を得るために，テキスト生成と時間モデリングの両方のユニークな特徴（双方向性と自己回帰性）を兼ね備えたBARTにならったエンコーダ-デコーダモデルで，ユーザの信頼性をゼロショット学習によって決定することで長期利用者/新規利用者/悪意を持って拡散する利用者/誤情報を拡散する脆弱な利用者を認識でき，訓練ラベルが不正確で部分的であっても強力な予測モデルを作成するために使用できるという弱監視の考えのもと，ニュース記事のラベリングにグランドトゥルースのみならずユーザの信頼性・反応を考慮した弱監視ラベルで学習を行うことでその識別ラベルがラベリング作業の負担を軽減しつつリアルタイムに出力・更新されるためラベル不足の問題に対処し，分単位の早期検出タスクで精度大幅向上．

* ※コンテンツとコンテキストベースの融合と謳っているがコンテンツベースの要素が強く比較に困る．拡散を時系列で追っているのでRNNとかでしか比較できない．
* ｛content｝2-stage Transformer: RNN+CNNモデルをTransformerに置き換えたり，感情分析を考慮している模様．引用元論文がnon-available．
* ｛content｝exBAKE [43]: BERTをFNC-1データセットでfine-tuningして（BAKE？）さらにCNN+Dailymailデータセットでfine-tuningしたもの？
* ｛context含む｝FANG
* ｛contentなのになぜかcontext含むと紹介｝[DeClarE](https://github.com/atulkumarin/DeClare) [44]
* ｛context含む｝TriFN [45]: ニュース記事執筆者(出版社)-ニュース記事-拡散ユーザの関係を行列因子分解に基づき抽出する検出モデル．

参考文献

1. X. Chen, F. Zhou, G. Trajcevski, and M. Bonsangue, “Multi-view learning with distinguishable feature fusion for rumor detection,” Knowledge-Based Systems, vol.240, p.108085, 2022.
2. J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, “Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling,” arXiv preprint arXiv:1412.3555, 2014.
3. J. Ma, W. Gao, and K.-F. Wong, “Rumor detection on twitter with tree-structured recursive neural networks,” Proc. of the 56th Ann. Meet. of the ACL, vol.18, pp.1980-1989, 2018.
4. Y. Liu and Y.-F. B. Wu, “Early detection of fake news on social media through propagation path classification with recurrent and convolutional networks,” Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence, vol.18, pp.354-361, 2018.
5. L. M. S. Khoo, H. L. Chieu, Z. Qian, and J. Jiang, “Interpretable rumor detection in microblogs by attending to user interactions,” Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence, vol. 20, pp.8783-8790, 2020.
6. T. Bian, X. Xiao, T. Xu, P. Zhao, W. Huang, Y. Rong, and J. Huang, “Rumor detection on social media with bi-directional graph convolutional networks,” Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence, vol.20, pp.549-556, 2020.
7. Q. Huang, C. Zhou, J. Wu, L. Liu, and B. Wang, “Deep spatial–temporal structure learning for rumor detection on Twitter,” Neural Comput. Appl., pp.1-11, 2020.
8. Y.-J. Lu and C.-T. Li, “GCAN: Graph-aware co-attention networks for explainable fake news detection on social media,” Proc. of the 58th Ann. Meet. of the ACL, vol.20, pp.505-514, 2020.
9. Z. He, C. Li, F. Zhou, and Y. Yang, “Rumor detection on social media with event augmentations,” Proc. of the 44th Int. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval, vol.21, pp.2020-2024, 2021.
10. K. Shang, D. Yu, Y. Zhou, S. Zhang, and C. Liu, “Heterogeneous Graph Convolutional Network-Based Dynamic Rumor Detection on Social Media,” Complexity (Hindawi), vol.2022, pp.1-10, 2022.
11. J. Ma, W. Gao, P. Mitra, S. Kwon, B. J. Jansen, K.-F. Wong, and M. Cha “Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks,” Proc. of the IJCAI, pp.3818–3824, 2016.
12. J. Ma, W. Gao, and K.-F. Wong, “Detect rumors in microblog posts using propagation structure via kernel learning,” Proc. of the 55th Ann. Meet. of the ACL, vol.17, pp.708-717, 2017.
13. K. Tu, C. Chen, C. Hou, J. Yuan, J. Li, and X. Yuan, “Rumor2vec: A rumor detection framework with joint text and propagation structure representation learning,” Information Sciences, vol.560, pp.137–151, 2021.
14. T. Ma, H. Zhou, Y. Tian, and N. Al-Nabhan, “A novel rumor detection algorithm based on entity recognition, sentence reconfiguration, and ordinary differential equation network,” Neurocomputing, vol.447, pp.224–234, 2021.
15. W. Zhang, T. Zhong, C. Li, K. Zhang, and F. Zhou, "CausalRD: A causal view of rumor detection via eliminating popularity and conformity biases," Proc. of the IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conf. on Comput. Communications, pp.1369-1378, 2022.
16. M. Yan, W. Yang, B. Sun, and Y. Zhu, "Heterogeneous graph attention networks with bi-directional information propagation for rumor detection," Proc. of the 2022 7th ICBDA (IEEE), pp.236-242, 2022.
17. C. Yuan, Q. Ma, W. Zhou, J. Han, and S. Hu, "Jointly embedding the local and global relations of heterogeneous graph for rumor detection," Proc of the 2019 IEEE ICDM, pp.796-805, 2019.
18. S. Li, W. Li, A. M. Luvembe, J. Li, and W. Tong, “Graph attention self-supervised learning for rumor idenfication,” SSRN preprint, 2022.
19. N. Ruchansky, S. Seo, and Y. Liu, “CSI: A hybrid deep model for fake news detection,” Proc. of the 2017 ACM on CIKM '17, pp.797–806, 2017.
20. Y. Han, S. Karunasekera, and C. Leckie, “Graph neural networks with continual learning for fake news detection from social media,” arXiv preprint arXiv:2007.03316, 2020.
21. Z. Chen, P. Wu, and L. Pan, "Leveraging diversity-aware context attention networks for fake news detection on social platforms," Proc. of the 2022 IJCNN (IEEE), pp.1-8, 2022.
22. X. Zhou, J. Wu, and R. Zafarani, "SAFE: Similarity-aware multi-modal fake news detection", 24th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining PAKDD 2020, pp.354-367, 2020.
23. L. Wei, D. Hu, W. Zhou, and S. Hu, “Uncertainty-aware Propagation Structure Reconstruction for Fake News Detection,” Proc. of the 29th Int. Conf. on Computational Linguistics, vol.22, pp.2759–2768, 2022.
24. D. Hu, L. Wei, W. Zhou, X. Huai, J. Han, and S. Hu, “A rumor detection approach based on multi-relational propagation tree,” Journal of Comput. Research and Development, vol.58, issue 7, pp.1395–1411, 2021.
25. L. Wei, D. Hu, W. Zhou, Z. Yue, and S. Hu, “Towards propagation uncertainty: Edge-enhanced bayesian graph convolutional networks for rumor detection,” Proc. of the 59th Ann. Meet. of the ACL and the 11th Int. Joint Conf. on Natural Language Processing, vol.1, pp.3845–3854, 2021.
26. U. Jeong, K. Ding, L. Cheng, R. Guo, K. Shu, and H. Liu, "Nothing stands alone: Relational fake news detection with hypergraph neural networks," Proc. of the 2022 IEEE Int. Conf. on Big Data, pp.596-605, 2022.
27. C. Song, K. Shu, and B. Wu, “Temporally evolving graph neural network for fake news detection,” Information Processing and Management, vol.58, issue 6, p.102712, 2021.
28. D. Xu, C. Ruan, E. Korpeoglu, S. Kumar, and K. Achan, “Inductive representation learning on temporal graphs,” Proc. of the ICLR, 2020.
29. Y. Ren and J. Zhang, "Fake news detection on news-oriented heterogeneous information networks through hierarchical graph attention," Proc. of the 2021 IJCNN (IEEE), pp.1-8, 2021.
30. Y. Feng, H. You, Z. Zhang, R. Ji, and Y. Gao, “Hypergraph neural networks,” Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence, vol.33, pp.3558-3565, 2019.
31. S. Bai, F. Zhang, P. H. S. Torr, “Hypergraph convolution and hypergraph attention,” Pattern Recognition, vol.110, p.107637, 2021.
32. P. Bazmi, M. Asadpour, and A. Shakery, “Multi-view co-attention network for fake news detection by modeling topic-specific user and news source credibility,” Information Processing and Management, vol.60, issue 1, p.103146, 2023.
33. Y. Dun, K. Tu, C. Chen, C. Hou, and X. Yuan, “KAN: Knowledge-aware attention network for fake news detection,” Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence, vol.35, pp. 81-89, 2021.
34. S. Chandra, P. Mishra, H. Yannakoudakis, M. Nimishakavi, M. Saeidi, and E. Shutova, “Graph-based modeling of online communities for fake news detection,” ArXiv Preprint ArXiv:2008.06274, 2020.
35. V.-H. Nguyen, K. Sugiyama, P. Nakov, and M.-Y. Kan, “FANG: Leveraging social context for fake news detection using graph representation,” Proc. of the 29th ACM int. conf. on information and knowledge management, pp.1165-1174, 2020.
36. K. Shu, L. Cui, S. Wang, D. Lee, and H. Liu, “DEFEND: Explainable fake news detection,” Proc. of the 25th ACM SIGKDD pp.395–405, 2019.
37. D. Dong, F. Lin, G. Li, and B. Liu, "Sentiment-aware fake news detection on social media with hypergraph attention networks," Proc. of the 2022 IEEE Int. Conf. on SMC, pp.2174-2180, 2022.
38. X. Su, J. Yang, J. Wu, and Y. Zhang, “Mining user-aware multi-relations for fake news detection in large scale online social networks,” Proc. of the 16th ACM Int. Conf. on WSDM, pp.51–59, 2023.
39. L. Yao, C. Mao, and Y. Luo, “Graph convolutional networks for text classification”, Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence, vol.33, pp.7370-7377, 2019.
40. L. Tian, X. Zhang, and J. H. Lau, “DUCK: Rumour detection on social media by modelling user and comment propagation networks,” Proc. of the 2022 Conf. of the NAACL: HLT, pp.4939–4949, 2022.
41. L. Tian, X. Zhang, Y. Wang, and H. Liu, “Early detection of rumours on twitter via stance transfer learning,” In Advances in Information Retrieval: 42nd ECIR (ACM), pp.575–588, 2020.
42. S. Raza and C. Ding, “Fake news detection based on news content and social contexts: a transformer-based approach,” Int. Journal of Data Science and Analytics, vol.13, pp.335–362, 2022.
43. H. Jwa, D. Oh, K. Park, J. Kang, and H. Lim, “exBAKE: Automatic fake news detection model based on bidirectional encoder representations from transformers (BERT),” Applied Sciences, vol.9, no.19, p. 4062, 2019.
44. K. Popat, S. Mukherjee, A. Yates, and G. Weikum, “DeClarE: Debunking fake news and false claims using evidence-aware deep learning,” Proc. of the 2018 Conf. on EMNLP, pp.22–32, 2018.
45. K. Shu, S. Wang, and H. Liu, “Beyond news contents: The role of social context for fake news detection,” Proc. of the 12th ACM Int. Conf. on WSDM, pp.312–320, 2019.