

動的関係ネットワークを用いた

フェイクニュース判定システムの為の評価モデル

An Evaluation System for Credibility of Fake News using Dynamic Relational Networks

藏屋 沙那恵^{*1}

Sanae Kuraya

石田好輝^{*1}

Second Author's Name

^{*1} 豊橋技術科学大学 情報・知能工学科

Toyohashi University of Technology

Department of Computer Science and Engineering

This study aims to construct a system to support evaluating credibility of fake news. We proposed a credibility evaluating model using dynamic relationship network which dynamically determines credibility by relative consistency. This credibility evaluation model consists of a *conclusion node* representing the truth and false of the article and a *fact node* having information of 5W1H. For evaluation of the crudities model, we evaluated the network using non-fake news and fake news. As a result, it is possible to identify unreliable information from the fact node, and the conclusion node. It was also known found that the trend of the article can be inferred.

1. はじめに

近年、ニュースを得る手段として Web の利用が増加している [総務省]. Web 上の情報には、匿名での情報発信が可能であるという特性上、信用度の低い情報が含まれる. それに対して、ページのランク付けや第 3 者によるチェックが行われている. しかし、チェックされた内容が反映される前に情報を閲覧することがあるため、個人で情報の信用性を判断することが必要である.

本研究では、フェイクニュースの判定を補助するシステムの構築を目指し、信用度を相対的整合性により動的に決める動的関係ネットワーク(Dynamic Relational Network)を用いた信用度評価モデルを提案する.

2. 動的関係ネットワーク

動的関係ネットワークネットワークは Web 上のリンク構造や人間関係のように、時間経過によって構造が動的に変化するネットワークである. 動的関係ネットワークは有向グラフに基づき、ネットワーク上のノードが互いの持つ値を信用可能であるか評価する [Ishida]. 評価はノード間に配置されるアークによって行う. アークには二つのノード i, j が有する値の関係によって正または負の値を設定し、正の場合は整合、負の場合は矛盾を意味する. 一方、動的関係ネットワークのノード i は実数の信用度 $R_i(t) \in [0, 1]$ を持つ. 信用度はノードの有する値がどの程度信用可能かを示す値で、1 に近いほど信用でき、ネットワーク上ではノードが活性化する.

3. 提案モデル

ヒトがニュース記事の真偽を判断する際、他の記事や知識と比較し、食い違いの有無を確認することで判断しているのではないかと仮定する. 事実関係を相対的に判断し整合性を求めることが可能な動的関係ネットワークを用いる. 動的関係ネットワークは有向グラフに基づき、ノードが他のノードの持つ値を信用

できるか相互に評価するモデルである.

提案手法では、1 つの結論ノードと最大 6 個の事実ノードの集合で構成される記事ユニットを用いてネットワークを構成する. 結論ノードは、事実情報の評価値によって最終的に信用度を評価するノードである. また、事実ノードは、5W1H の情報をラベルとして持つ. まず、評価したい記事の信用度を算出するための結論ノードを配置する. 次に、評価したい記事の事実(5W1H に関する内容)をラベルとした、事実ノードを配置する. その後、結論ノードと事実ノードの間にアークを生成する. 続いて、その記事のタイトルに含まれる単語を用いて検索エンジンで検索を行い、関連記事として記事ユニットを設置する. 同じ種類のラベルを持つ事実ノードの間にアークを生成し、時間経過で信用度を求める. 最終的に時間経過によって収束した各ノードの信用度を結果とする.

3.1 結論ノード

結論ノードは、事実情報の評価値によって最終的に信用度を評価するノードである. このノードは、事実ノードと正の双方向アークによって繋がれる.

配置したノードの信用度について初期値を設定する必要がある. 本研究では、設置する段階でのニュース記事はすべて正しいと仮定して、初期信用度は最大値である 1 を与える. また、ラベルとして『記事名』で述べられている内容は真実であるを持つ.

3.2 事実ノード

事実ノードはニュースの中で事実だと報じられている内容(5W1H)をラベルとして持ち、そのラベルの信用度を評価するノードである. 事実ノードは、同じ種類のラベルを持つノードの間に双方向のアークが置かれる. このとき、ラベルの内容が同じ場合は正のアーク、内容が異なる場合は負のアークが設置される. 同じ配置したノードの信用度について初期値を設定する必要がある. 本研究では、設置する段階でのニュース記事はすべて正しいと仮定して、初期信用度は最大値である 1 を与える.

連絡先: kuraya@sys.cs.tut.ac.jp

3.3 記事ユニット

記事ユニットは、動的關係ネットワークのノードより図 3.1 のような構造を持つ最大 6 個のノードで構成される。6 個のノードのうち 1 つは結論ノード、他の 5 つは事実ノードである。

4. 実験方法

提案モデルを用いてネットワークを作成し、信用度を得られるかニュースの内容と比較して評価を行う。ニュースは、通常のニュースと数種類のフェイクニュース[2]を用いる。評価方法は、まず、評価したいニュース記事のタイトルを用いて検索エンジンより記事を 10 件取得する。このとき、動画やリンク集など 5W1H が文章から抽出できないページは除外する。取得した記事より、ネットワークを生成し、時間経過によるシミュレーションを行う。評価したい記事を A1 とし、他のノードと比較することで評価する。

4.1 使用するフェイクニュースの種類

Rubin らはフェイクニュースを文章解析によって抽出するために意図的に作られたフェイクニュースの種類を分類している[Victoria]。意図的に作られたフェイクニュースは 3 項目に分けられると述べている。また、研究団体 First Draft News に所属する Claire Wardle は誤情報や、不正確な情報もフェイクニュースに含まれるとしている[Claire]。

本研究では、立場によって事実が異なる政治的なニュースや思想操作が関与してくるフェイクニュースを用いない。そのため、今回は以下に示す 3 種類のフェイクニュースを用いて検証を行う。

- ・大規模なデマ:意図的に作成された、もしくは事実のミスリーディングや根拠のない情報を付け足された情報、広く拡散されることが目的
- ・ユーモラスなフェイク:風刺や存在しないジョークニュース、悪意はない
- ・誤りを含むニュース:誤情報や不正確な情報が含まれるニュース

5. 評価実験

5.1 通常のニュースに対するシミュレーション

通常のニュースに対するシミュレーションのニュース記事は例として「給食の牛乳に“異臭”新宿区で児童ら 1300 人訴える」を用いた。各ノードの値を表 1, 2 に示す

実験結果は、評価を行いたい A1 の各ノード値を見ると、R2, R3 は高い信用度を得られた。また、R4 と R5 は、R1 から R3 と比較すると低めの値であることを確認できた。

結果より、事件が起きた場所や時間は基本的に共通するため信用度が高く、記事毎に対象としている範囲が異なる Who や What は差異がでやすいことがわかった。これらより、事実ノードの信用度から、信用できない情報の特定が可能だと考える。

問題点として、現段階では結論ノードの値が高くて A1 の記事が正しいと断定できないことがあげられる。理由として、フェイク記事が正しい記事として多く集まった場合信用度が高くなるからである。また、評価したい記事と内容の大きく異なる記事も信用度が低くなるためである。

表1. 通常の記事での各ノードの信用度 A1～A5

	A1	A2	A3	A4	A5
R1 : 結論	0.88	0.88	0.5	0.5	0.882
R2 : When	1	1	0	0	1
R3 : Where	1	1	0	0	1
R4 : Who	0.659	0.74	0.583	0.588	0.74
R5 : What	0.716	0.719	0.005	0.084	0.719

表2. 通常の記事での各ノードの信用度 A6～A10

	A6	A7	A8	A9	A10
R1 : 結論	0.882	0.88	0.88	0.88	0.88
R2 : When	1	1	1	1	1
R3 : Where	0.999	0.999	0.999	0.999	1
R4 : Who	0.74	×	0.726	0.73	0.659
R5 : What	0.722	0.711	0.724	0.732	0.704

5.2 フェイクニュースに対するシミュレーション

実際にフェイクニュースが入力されたとき、どのような値になるか検証するため、意図的にフェイクニュースを用いて評価を行う。

拡散を目的とした大規模なデマに分類される記事のシミュレーション結果を表 3 に示す。記事は「クーポンを出したら最初に出さないと料理の量を減らせないと言われた」を用いた。誤情報を含むニュースに分類される記事のシミュレーション結果を表 4 に示す。記事は「Dropbox はどうやって著作権侵害ファイルを特定しているの?」を用いた。ジョークニュースに分類される記事のシミュレーション結果を表 5, 6 に示す。記事は「琵琶湖で 1メートル超の人魚釣れる人魚拓も展示」を用いた。

大規模なデマに分類されるニュースのシミュレーション結果は、事実ノード、結論ノードどちらも極端に低い値が得られた。また、他の記事と信用度が同値であった。

誤情報を含むニュースに分類されるシミュレーション結果は、結論ノード、事実ノードの値が一番高くなった。

風刺やジョークに対するシミュレーション結果は、結論ノード、事実ノードの値が低めで、他の記事と信用度が近い値が得られた。

表3. 大規模なデマに分類される記事の各ノード値

	A1	A2	A3
R1 : 結論	0	0	0
R2 : When	0	0	0
R3 : Who	0	0	0
R4 : What	0	0	0

表4. 誤情報に分類される記事の各ノード値

	A1	A2	A3	A4
R1 : 結論	0.941	0.874	0.941	0.729
R2 : Who	0.98	0.97	0.98	0.97
R3 : What	0.944	0.94	0.944	0
R4 : How	0.847	0.013	0.847	0.012

表5ジョークニュースでの各ノードの信用度 A1～A5

	A1	A2	A3	A4	A5
R1 : 結論	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
R2 : When	0.705	0.72	0.72	0.72	0.72
R3 : Where	0.705	0.72	0.72	0.72	0.72
R4 : Who	0.705	0.72	0.72	0.72	0.72
R5 : What	0.705	0.72	0.72	0.72	0.72

表6ジョークニュースでの各ノードの信用度 A6～A10

	A6	A7	A8	A9	A10
R1 : 結論	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
R2 : When	0.703	0.495	0.72	×	×
R3 : Where	0.703	0.495	0.72	×	×
R4 : Who	0.703	0.495	0.72	0.69	0.69
R5 : What	0.703	0.495	0.72	0.69	0.69

これより、収集した関連記事の中でも多数派が優位になる、情報がすべてことなる場合信用度が等しく低くなることから、フェイクニュースであるかどうかの断定は難しいことがわかった。

しかし、多数の記事を比較した場合に以下の2種類の傾向に分けることができると考えられる。

- ・大規模なデマやジョークニュースは、結論ノードの値が全体的に低い
- ・誤情報を持つ記事は部分的に事実ノードの値が低い

6. 考察

結果より、評価したい記事を他の記事と比較した場合、事実ノードの信用度により、信用できない情報の特定が可能であることがわかった。また、基準の記事と同じ内容が多数存在する場合信用度が高くなる。このことから、現段階ではフェイクニュースかどうか断定することは難しいと考える。理由として、フェイクかどうか断定するための情報が不足していることが考えられる。そのため、ライターの情報や天気予報のような観測データなど、5W1H以外の情報を用いることを検討する必要がある。

フェイクニュースを用いたシミュレーションを比較した結果、以下の傾向が見られた。

- ・大規模なデマやジョークニュースは、事実ノードの信用度が低い
- ・誤りのある記事は一部事実ノードの信用度が低い

傾向を、シミュレーションの際に結論ノードへ反映することで、フェイクの判定に寄与できるのではないかと考える。

7. まとめ

本研究では、フェイクニュースの判定を補助するシステムの構築を目指し、信用度を相対的整合性により動的に決める動的関係ネットワークを用いた信用度評価モデルを提案した。

信用度評価モデルの評価のために、提案モデルを用いてネットワークを構築し、評価した。その結果、事実ノードより、信用できない情報の特定が可能、結論ノードより、記事の傾向が推察可能であることがわかった。

これより、提案モデルを用いたシステムでフェイクニュースの種類の特定制が行える可能性があると考えられる。しかし、情報源が非常に少ない記事で共通する事実がない場合に、信用度での

評価が行えないことから、5W1H 以外の事実ノードの追加や推論による人的評価といった検討の余地がある。

参考文献

- [総務省 16] 総務省: 平成 28 年情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書, 2016.
- [Ishida 98] 石田好輝, 平山博史, 藤田博之, 石黒章夫, 森一之: 免疫型システムとその応用-免疫系に学んだ知能システム, コロナ社, 1998.
- [Victoria 15] Victoria L. Rubin, Yimin Chen and Niall J. Conroy: Deception Detection for News : Three Types of Fakes , Proceedings of the Association for Information Science and Technology , 2015.
- [Claire 18] Claire Wardle: 6 types of misinformation circulated this election season, Columbia Journalism Review, https://www.cjr.org/tow_center/6_types_election_fake_news.php(2018/01/15 参照).