

# 議論の構造化と妥当性評価のための Bayesian Argumentation-Scheme Networks の提案と アノテーションデータ作成

近藤 崇宏<sup>1,a)</sup> 鷲尾 光樹<sup>1,b)</sup> 林 克彦<sup>2,c)</sup> 宮尾 祐介<sup>1,d)</sup>

**概要:** Argumentation schemes は議論を正当化する方法をパターン化したものであり、そのパターンを認識することは議論の妥当性評価に有効である。しかし、argumentation schemes を計算機で扱うための方法論は未だ確立されていない。本研究では述語論理とベイジアンネットワークで argumentation schemes を定式化することにより、議論構造をベイジアンネットワークで表現する方法論を提案する。また、提案法を実装・検証するためのデータセットを作成する。作成したデータセットは議論テキストとそれに対応するベイジアンネットワークのペアを 1,407 組集めたものである。

## 1. はじめに

議論マイニング (Argument Mining) は文書や討論における議論の構造を解析し、主張とその根拠または反論などの要素を抽出するものである。議論の妥当性評価のためには、それら要素の抽出に加えて根拠が主張を正当化する理由を理解することが有効である。例えば、死刑導入の是非を議論する以下の会話を分析することを考える。

A: 犯罪抑止のために死刑を導入すべきだ。

B: でも犯罪学者は抑止効果はないと言ってるよ。

A の主張は犯罪抑止を目的とし、その達成のための手段としての死刑導入の正当化である。B の反論は専門家の意見を根拠とした正当化である。議論がどのように正当化されているかを理解することで、妥当性を検証すべき論点がわかる。例えば、目的達成のための代替手段はないか、専門家の専門分野は本当に議論の論点と関係しているのか、という問いかけができるようになる。

人間が議論を正当化する方法については、*argumentation schemes* [13] として議論の構造を抽象化したパターンがまとめられてきた。例えば、目的達成のための手段の正当化は *practical reasoning* という名前で以下のように定義されている。

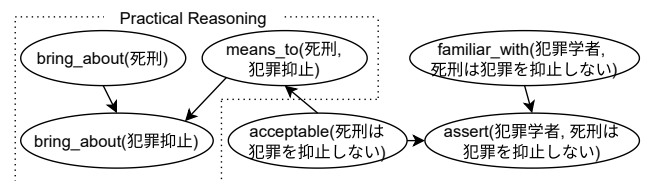


図 1 死刑は犯罪を抑止するかについての Bayesian Argumentation-Scheme Network

**Major Premise:** I have a goal  $G$ .

**Minor Premise:** Carrying out this action  $A$  is a means to realize  $G$ .

**Conclusion:** Therefore, I ought (practically speaking) to carry out this action  $A$ .

上記は二つの前提 (premise) を満たす場合に結論 (conclusion) が妥当であることを主張する。以下本論において、scheme という用語は practical reasoning のような具体的な argumentation schemes を指すものとする。

正当化パターンを分類するだけでも人間が議論を理解する助けにはなるが、我々は argumentation schemes を計算モデルに組み込むことで妥当性を定量的に評価することを目指す。そのためには、計算モデルで扱えるように scheme を定式化する必要がある。本研究では述語論理とベイジアンネットワークを用いた scheme の定式化を提案する。まず scheme の前提と結論を述語論理による形式表現で表す。例えば、practical reasoning の minor premise は  $\text{means\_to}(\text{Action } X, \text{Case } G)$  へ変換する。その上で、変換された述語論理式の真偽値をノードの値とするベイジアンネットワークを定義する。つまり、scheme の前提・結論の

<sup>1</sup> 東京大学 大学院 情報理工学系研究科

<sup>2</sup> 群馬大学 情報学部

a) takahiro\_kondo@is.s.u-tokyo.ac.jp

b) kwashio@is.s.u-tokyo.ac.jp

c) khayashi0201@gmail.com

d) yusuke@is.s.u-tokyo.ac.jp

関係は命題の条件付き確率により表現する。このように定式化した scheme を用いて前述した死刑導入の議論をベイジアンネットワーク化したものが図 1 である。このようなネットワークを我々は *Bayesian argumentation-scheme networks* と名付けた。

さらに、本研究では提案方式による計算モデルを実装・検証するためのデータセットを作成する。データセットは議論テキストとそれに対応する Bayesian argumentation-scheme networks のペアで構成される。Argumentation schemes の研究においてはアノテーションによるデータ作成の難しさが課題となっていた。本研究では構築済みのネットワークからテキストを生成する手順を採用して課題を回避することで、比較的規模の大きなデータセット作成を可能にした。

まとめると、本研究の貢献は以下の二点である。

- Argumentation schemes を述語論理とベイジアンネットワークで定式化
- 議論テキストとそれに対応するベイジアンネットワークのペアで構成されるデータセットを作成

## 2. 関連研究

### 2.1 Argumentation Schemes

Argumentation schemes は議論を正当化するためのパターンを抽象化して記述したものである。Walton ら (2008) [13] は様々な文献から 60 の代表的な scheme を一覧化しており、多くの研究が彼らのリストを参照している。Argumentation schemes は 1 節で例として示した practical reasoning のように前提 (premise) と結論 (conclusion) で定義され、全ての前提が正しい場合に結論が妥当であるという主張を表現する。また、多くの scheme には議論に疑問を呈するクリティカルクエスチョンが紐づけられている。例えば practical reasoning のクリティカルクエスチョンを一部抜粋すると以下の通りである。

**CQ1:** What other goals that I have that might conflict with  $G$  should be considered?

**CQ2:** What alternative actions to my bringing about  $A$  that would also bring about  $G$  should be considered?

Argumentation schemes を自然言語処理による議論分析に活用すれば、議論の前提となる要素の分解による議論構造の理解や、クリティカルクエスチョンを用いた妥当性評価に役立つことが期待される。

計算モデルによる妥当性評価を行うには scheme の定式化が必要だが、その方法論は定まっていない。定式化のアプローチの一つは形式論理を用いることである。Walton ら (2008) [13] は疑似的なモーダスポネンスとして scheme を定式化しようと試みた。前提が真である場合に結論が真である、という推論であり argumentation schemes の定義

とは相性が良いように見える。しかし、scheme の前提と結論は必ずしもモーダスポネンスのような推論で関係づけられるわけではない。例えば、practical reasoning において、「目的  $G$  は望ましい」と「手段  $A$  により目的  $G$  が実現できる」の二つの前提が真である場合に「手段  $A$  を実行すべき」が真であること、が論理的帰結であるとは解釈しづらい。本研究では別のアプローチを採用し、ベイジアンネットワークによる scheme の定式化を提案する。

### 2.2 ベイジアンネットワーク構築への Argumentation Schemes の活用

法律分野では argumentation schemes をベイジアンネットワーク構築に活用する研究がある。裁判事例の分析において、証拠・証言等を元に仮説の妥当性をベイジアンネットワークで計算しようと試みられてきた。ネットワーク構築手順の恣意性が課題であったため、Timmer(2017) [10] は scheme をベイジアンネットワークの断片へと変換することで、裁判事例で使える典型的なネットワーク構造を提供した。そのようなネットワーク断片のパターンのことを既存研究 ([2], [10], [12]) では *idioms* と呼ぶ。これらの研究はベイジアンネットワークと argumentation schemes の相性の良さを示しているが、argumentation schemes は人によるネットワーク構築の補助をするものという位置づけであり、議論テキストからネットワークを自動構築することを目指してはいない。そのため argumentation schemes を自然言語処理で扱えるように定式化するわけではない。また、具体的な変換の検討は裁判に関係する一部の scheme のみに限られている。

本研究では、これらの研究の考え方を参考としつつも、自然言語処理による計算モデルを構築するために schemes を定式化する。また、practical reasoning のような法律分野では扱われなかった schemes も本研究の対象とする。

### 2.3 Argumentation Schemes のアノテーションデータ

Argumentation schemes をアノテーションした既存のデータセットは機械学習モデルを訓練するにはサイズが小さい。Visser ら (2018) [11] は Walton ら (2008) [13] の scheme 定義を用いて 2016 年のアメリカ合衆国大統領選挙における討論会を原稿化したものをアノテーションしたが、1 回の討論会のみが対象である。また Walton らとは別の scheme 定義を用いて arg-microtexts [7] にアノテーションを付与した研究 ([6], [8]) もあるが、arg-microtexts の文書数は 112 と少数である。

近年の自然言語処理における機械学習手法の発展を活かすためにはより規模の大きなデータが望ましいが、argumentation schemes のアノテーションはアノテーターの訓練が必要 [5] とされ、また異なるアノテーター間で結果が一致しにくい [4] ため、質の高いデータを多く用意することが

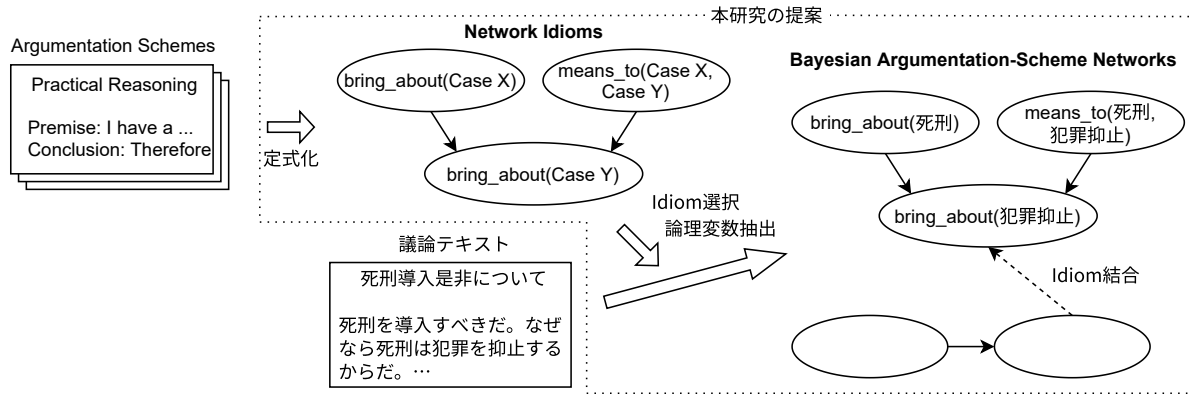


図 2 Bayesian Argumentation-Scheme Networks 構築の流れ

難しい、アノテーションを補助するツールの開発 [3] などが検討されている状況である。

本研究の定式化に基づくアノテーションは argumentation schemes のアノテーションよりもさらに複雑である。そこで我々はテキストにベイジアンネットワークをアノテーションするのではなく、構築済みのネットワークからテキストを生成する、という手順を採用する。この手順は semantic parsing 分野において、形式表現から自動生成したテキストをクラウドソーシングでパラフレーズするという手順で規模の大きなデータを用意した研究 [14] を参考にした。

### 3. Bayesian Argumentation-Scheme Networks

本研究は議論がどのように正当化されるかをベイジアンネットワークを用いて構造化することで議論の妥当性を評価することを目指す。研究の全体像を図 2 に示した。

まず、議論の典型的な正当化パターンをまとめた argumentation schemes に着目し、schemes を計算モデルで扱えるように述語論理とベイジアンネットワークを用いて定式化することを提案する。Scheme の前提 (premise) と結論 (conclusion) は述語論理により論理式に変換する。例えば、practical reasoning という scheme の前提 “Carrying out this action  $A$  is a means to realize  $G$ ” は  $\text{means\_to}(\text{Action } A, \text{Case } G)^{*1}$  のように変換できる。前提・結論のそれぞれを述語論理式化した後、述語論理式間の関係はベイジアンネットワークにおけるノード間の関係として表現する。つまり、述語論理式間の関係は条件付き確率を用いて定式化される。このように scheme を定式化することで、議論を正当化する典型的なパターンをベイジアンネットワークの断片として表現することができる。定式化により得られたネットワーク断片は、以下において *network idioms* または単に *idioms* と呼ぶ。

\*1 論理変数には Action, Case などの型を定義しているが、詳細は割愛する

議論テキストの分析時には、議論の正当化に合致する idiom を決定し、idiom の論理変数が指す内容をテキストから抽出することで具体化したネットワーク断片が得られる。テキスト全体の分析を通して得られたネットワーク断片同士を結合することで、議論全体の構造をベイジアンネットワークで表現することができる。そうして得られたネットワークのことを我々は *Bayesian argumentation-scheme networks* と名付けた。

#### 3.1 Argumentation Schemes の定式化

Walton ら (2008)[13] が一覧化した schemes をベースとして、各 scheme の前提・結論を述語論理による形式表現に変換し、述語論理式間の関係は有向グラフで表現する。グラフのエッジの向きは因果関係や時系列関係に合わせて設定することで条件付き確率の値を設定しやすくする。例えば、practical reasoning が扱う目的と手段の関係性は、因果関係に合わせて  $P(\text{目的} | \text{手段})$  と表現する。

#### 3.2 提案手法の利点

定式化の目的は argumentation schemes をコンピュータによる情報処理に組み込むことである。目的を達成する上で、提案手法が優れている点として下記の 4 点がある。

##### 既存 scheme 定義との親和性の高さ

提案手法は既存 scheme の前提や結論を述語論理による形式表現に変換し、変換した述語論理式をベイジアンネットワークのノードとしている。例えば、scheme の 1 つである practical reasoning の前提、 “Carrying out this action  $A$  is a means to realize  $G$ .” は  $\text{mens\_to}(\text{Action } A, \text{Case } G)$  と変換される。このように既存 scheme 定義との対応関係を明確にできるため、これまでの scheme に関する研究資産を活用しやすい。また、scheme に付随するクリティカルクエスチョンについても論理式の真偽値に疑問を呈するものとして同様にノードで表現できる。

##### 議論における論理を統一的に形式化可能

人間が議論を正当化するために用いる論理は論理学が扱

論理とは異なり、前提が正である場合の論理的帰結として結論が正となる、というのではない。また、演繹・帰納・仮説的推論を拡大解釈したような多様な正当化が行われるため、それらを統一的に説明することが難しい。

例えば、目的達成のための手段の正当化を論理式に当てはめてみると次のようになる。正当化のためには手段の実行により目的としている状態を達成可能であることが前提となる。ここで  $G$ ：目的が達成されるか否か、及び、 $M$ ：手段を実行するか否か、を真偽値を取る論理変数とすれば、前述の前提は  $M \rightarrow G$  が真であると表現できる。その上で、 $G$  を真にするために  $M$  は真である必要がある、という正当化が行われる。 $G$  を真にするために必ずしも  $M$  が真である必要はないため、この結論は形式論理の観点からは正しくない。しかし、日常の議論ではしばしばこのような正当化が行われ、また一定の説得力を持つとみなされる。

我々が提案する定式化は前提と結論の関係性を条件付き確率で表現するのみであるため、議論における非形式的な論理を含めて統一的に記述できる柔軟性がある。柔軟であるがゆえに議論構造の表現の仕方には大きな自由度があるが、argumentation schemes による正当化パターンに応じてネットワーク構造もパターン化することができる。例えば、目的達成のための手段の正当化の例では、 $P(\text{目的} | \text{手段})$  の方が  $P(\text{手段} | \text{目的})$  よりも条件付き確率の値を設定しやすく、議論構造を表現するのに適している。

### グラフ構造の類似性を基準に schemes を分類・整理

Argumentation schemes は理論的に発見されるものというよりも実際の議論で使われる正当化方法を抽象化・パターン化して得られるものである。多くの scheme が定義されてきたが、それらをどう分類・整理するかの基準は明らかでなく、argumentation schemes に関する主要な研究課題の一つである。

本研究で提案する定式化により各 scheme はグラフ構造へと変換される。結果として多くの scheme に共通のグラフ構造が見出された。また、一見して似たような正当化を扱う scheme 同士が、グラフ構造としては一致しないこともある。このようにグラフ構造の類似性は scheme を分類する手がかりとなる。我々は提案手法を用いて既存 scheme を定式化した後にグラフ構造の類似性を考慮して scheme を分類・再整理した。分類の整理はアプリケーション実装の観点からも有用である。議論テキストを自然言語処理で解析する際にはどの scheme に由来する正当化が用いられているかの同定が必要であり、分類体系を簡潔にすることは計算モデルの学習のしやすさにつながる。

### 文単位の意味を形式表現化する自然言語処理技術を文章単位に拡張しやすい

Semantic parsing などのテキストの意味を形式表現に変換する技術は主に文を分析単位としており、文章単位の形式表現を扱う手法については実証的な研究が進んでいない。

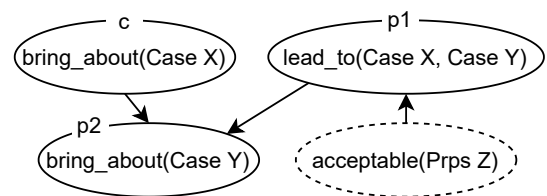


図 3 Causality Idioms

我々の提案は議論の分析という目的に限定したものであるが、既存の文単位の形式表現を得る技術を文章単位に拡張するものである。

## 3.3 Network Idioms

Schemes をベイジアンネットワークの断片に変換したものを idioms と呼ぶ。本節では、出現頻度の高い 3 種類の正当化パターンについてその network idiom の定義を説明する。以下説明で示す図において、ノードの記号  $p$  は scheme の前提に、記号  $c$  は結論に由来するものである。

### 3.3.1 Causality

この分類は原因と結果の関係や目的と手段の関係など、物事や行為の間の因果関係に基づく正当化を扱うものである。ネットワーク構造は図 3 のようになる。構成要素としては主として 3 つのノード、 $\text{bring\_about}(X)$ 、 $\text{lead\_to}(X, Y)$  または  $\text{means\_to}(X, Y)$ 、 $\text{bring\_about}(Y)$  (論理変数の型は省略) からなる。使われ方としてはほとんどの場合、 $Y$  が望ましい/望ましくないものであるため  $X$  を実現すべき/すべきでない、という主張に用いられる。その場合の確率推論を述語を省略して模式的\*1に説明すると、 $P(Y)$  と  $P(X \rightarrow Y)$  を与えて条件付き確率  $P(Y|X, X \rightarrow Y)$  から  $P(X)$  を推定することになり、手続きとしては演繹的ではない。まれに  $X$  を十分に実行したことを根拠に  $Y$  が達成されるはずだという正当化パターンもある。

このタイプの正当化において妥当性が最も問われる箇所は  $X$  と  $Y$  の因果関係についてであろう。本当に  $X$  が  $Y$  をもたらすのか、 $Y$  を実現する手段として  $X$  以外の選択肢の方がよいのではないかと、といった反論が想定される。そのため、しばしば  $\text{lead\_to}(X, Y)$  または  $\text{means\_to}(X, Y)$  の妥当性について補足が行われる。図において点線の枠で示された  $\text{acceptable}(Z)$  は補足を表現するオプションのノードである。

Walton ら (2008)[13] の scheme では、*argument from cause and effect*、*argument from consequence*、*pragmatic argument from alternatives* が原因と結果の関係を保つものであり、述語は  $\text{lead\_to}$  を用いる。一方、*practical reasoning* は目的と手段の関係についてであり、述語は  $\text{means\_to}$  を用いる。また、*argument from threat*、*argument from fear appeal*、*argument from danger appeal*、*argument from dis-*

\*1 以下の説明でも同様

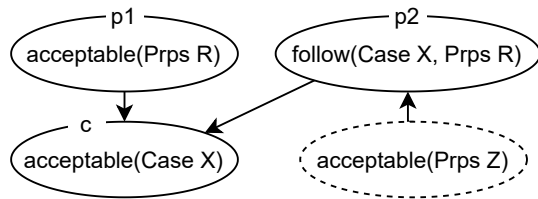


図 4 From Rule Idioms

ness, argument from waste についても、望ましくない結果を避けることを目的とした行為の正当化と解釈してこの分類に含めた。

議論テキストを解析する際には、主張と根拠の間の因果関係を推定する能力がモデルに求められる。実際のテキストにおいては、因果関係を示す cause, means to, lead to といった直接的な表現が使われることはまれである。暗黙的に因果関係が想定されていることもあるため、モデルの精度向上には常識推論が必要となるだろう。

### 3.3.2 From Rule

この分類はルールや規範などを主張の根拠とするものである。ネットワーク構成図は図 4 のようになる。構成要素としては主として前提となる 2 つのノード、`acceptable(R)`、`follow(X, R)`、と結論となるノード `acceptable(X)` からなる。確率計算を模式的に説明すると、 $P(R)$  と  $P(R \rightarrow X)$  を与えて条件付き確率  $P(X|R, R \rightarrow X)$  から  $P(X)$  を計算するものであり、手続きとしては演繹に近い。Idiom の表現としては、否定形  $\neg\text{follow}(X, R)$  を用いて  $\neg\text{acceptable}(X)$  を結論する変形パターンの方が自然言語の記述に沿っていることもある。妥当性が最も問われる箇所は `follow(X, R)`、つまり議論の対象となっている個別のケースがルールや規範に従っているのかどうかである。

Walton ら (2008)[13] の scheme では、*argument from rules* が該当する。ただし、我々はより汎用的なケースに適用可能となるよう元の scheme 定義を参考に、下記の scheme を再定義してから idiom を定義した。

**Premise1:** A proposition  $R$  is an established/acceptable rule/principle for us.

**Premise2:** A case/proposition  $X$  follows  $R$ .

**Conclusion:** Therefore,  $X$  is acceptable.

### 3.3.3 From Source

この分類はグラフ構造の観点からはさらに二つの分類に分けられる。いずれも主張した人物・出典を根拠とするが、片方は知識を、もう片方は権威を正当化の根拠とするものである。知識と権威のどちらを根拠とするかで図 5 のようにネットワーク構造が異なる。どちらのネットワークも、前提となる `assert(S, X)` と結論となる `acceptable(X)` は共通した要素である。知識を根拠とする場合は残りのノードの述語表現は `familiar_with(S, X)` でありノードのエッジは `assert(S, X)` に向いている。グラフ構造としては

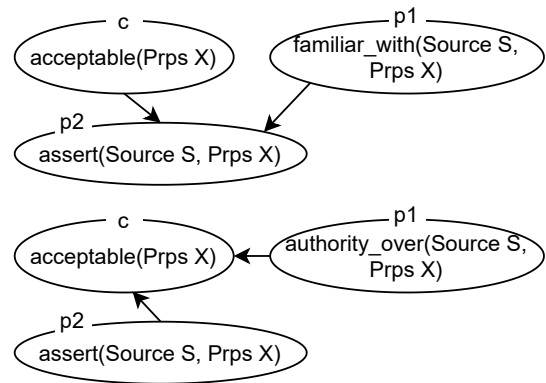


図 5 From Source Idioms

Causality に似ている。一方で、権威を根拠とする場合は述語表現は `authority_over(S, X)` でありノードのエッジは `acceptable(X)` に向いている。グラフ構造としては From Rule に似ている。両者はいずれも人物・出典の信頼性を正当化の根拠としているため意味的には類似しているように見えるが、前提と結論の因果関係の向きは異なる。

主に妥当性が問われるのは、`familiar_with(S, X)` と `authority_over(S, X)` の箇所である。知識を根拠とする場合については、主張した人物が専門家であることや事実を知りうる立場にいたことなどにより `familiar_with(S, X)` が補足される。また、主張した人物が嘘をついていないこと、が正当化の前提となっており、その前提に対する疑問を呈する任意のノードを用意することもある。

Walton ら (2008)[13] の scheme では、*argument from position to know*, *argument from expert opinion*, *argument from popular opinion*, *argument from popular practice* が該当する。

議論テキストを解析する場合、この分類に該当するかどうかの判定自体は比較的容易であろうが、より具体的に知識と権威のどちらを根拠とするかを判定するのは難しい課題となるだろう。例えば、多くの人が主張している、という正当化は知識と権威のどちらを根拠としているだろうか。集合知を根拠としているのか、民主主義的な影響力を根拠としているのかは明らかではない。

## 3.4 Idiom の結合ルール

議論にはしばしば複数の scheme を組み合わせて用いることがある。また、主張を支持する根拠を複数提示したり、主張とその反論を合わせて提示する場合などにも複数の scheme が適用される。そのような場合に議論全体の構造をベイジアンネットワークで表現するためには idiom の適用後に得られたネットワーク断片を結合する必要がある。我々は結合ルールとして下記の 5 つを設定した。

### 3.4.1 Rule 1: 同じノードの結合

2 つの idiom が全く同じノードを共通に持つ場合は二

つのノードを一つにまとめる。結論を表現するノード (acceptable( $X$ ) など) をこのルールで結合することが多い。

### 3.4.2 Rule 2: 肯定形と否定形の結合

acceptable( $X$ ) と  $\neg$ acceptable( $X$ ) のようにあるノードの否定系のノードが存在する場合は両者をエッジで結ぶ。エッジの向きは任意であり、真偽値が反転するように条件付き確率を設定する。

### 3.4.3 Rule 3: 述語項とそれを命題化したノードの結合

means\_to(死刑, 犯罪抑止) と acceptable(死刑は犯罪を抑止する) のように述語表現とその述語を命題化したノードがある場合は両者をエッジで結ぶ。命題化されたノードが元の述語のノードを補足する関係となることが多いため、基本的にエッジの向きは命題化されたノードから述語表現の向きとし、ノードの真偽値が一致するように条件付き確率を設定する。

### 3.4.4 Rule 4: 論理変数が類義語関係のノードの結合

述語が共通するノードで述語の引数の論理変数が類義語関係の場合は両者をエッジで結ぶ。例えば follow( $R, X$ ) と follow( $R, X'$ ) の  $X$  と  $X'$  が類義の場合などである。

### 3.4.5 Rule 5: Default Inference

どの Idiom にも当てはまらない正当化の場合は Default Inference として単にノード間をエッジで結ぶ。

## 4. データセット作成

本研究は議論テキストを Bayesian argumentation-scheme networks で構造化することを目指すものである。コンピュータモデルの実装と検証を行うために、議論テキストとそれに対応する Bayesian argumentation-scheme networks のペアを用意したい。しかし、関連研究で述べたように argumentation schemes をアノテーションするだけでも非常にコストが高く、加えて我々の提案方式ではネットワーク構造をアノテーションする必要がある。そのため、議論テキストを与えてネットワークをアノテーションする、という手順では質の高いデータを多量に用意するのは困難である。そこで本研究ではネットワークを元にそれに対応するテキストを生成するという手順を採用する。作成したデータセットは、比較的短めな英語の議論テキストとそれに対応するペイジアンネットワークのペアで構成される。

### 4.1 作成手順

データセット作成は次の手順で行う。

**手順 1:** 特定トピックについての網羅的な議論からペイジアンネットワークを作成。

ProCon.org<sup>\*2</sup>は主にアメリカ合衆国における論争についてトピック別に賛成・反対意見を幅広く集めたサイトで

ある。このサイトから既存の議論マイニングのデータセット [9] でも扱われている 6 つのトピック (死刑導入, 銃規制, 最低賃金, 中絶合法化, 学校の制服, 原子力発電) を選択した。各トピックをいくつかのサブトピックに分け、サブトピック毎にサイトでの議論の要点をまとめ、1 つのペイジアンネットワークを作成する。例えば、死刑導入のサブトピックである「死刑は犯罪を抑止するか」について、1 章の図 1 のようなネットワークを作成する。また、作成したネットワークに対応するテキストも用意する。この手順は著者本人により実施した。

**手順 2:** ネットワーク断片の切り出し。

各サブトピックについての議論全体を表現するペイジアンネットワークからなるべく 1 つの idiom 単位になるようにネットワーク断片に分解する。例えば、図 1 のネットワークから点線で囲まれた部分のみを切り出す。

**手順 3:** ネットワーク断片を前提・結論へ変換。

手順 2 で得られたネットワーク断片の各ノードの述語表現を自然言語に変換し、既存の scheme 定義のように前提と結論に分ける。例えば、means\_to(the death penalty, deterring crime) という述語表現は “The death penalty is a means to deter crime.” という自然言語に変換して前提に分類する。この手順は概ね “引数 1 述語 引数 2” のような機械的なルールで変換できるが、文法的に不自然にならないように著者が調整した。例として、下記のような前提・結論を生成する。

**Premise1:** The death penalty is a means to deter crime.

**Premise2:** Deterring crime is desirable.

**Conclusion:** The death penalty is necessary.

**手順 4:** 前提・結論をクラウドソーシングで自然言語化。

クラウドワーカーに前提・結論を提示し、両者を組み合わせた自然なテキストへと変換してもらう。クラウドソーシングは Amazon Mechanical Turk を利用する。

### 4.2 結果

6 つのトピックの合計 53 のサブトピックについてネットワークを作成し、そこから 147 のネットワーク断片を取り出した。ネットワーク断片から作成した 1 つの前提・結論あたり 10 人のクラウドワーカーによりテキストを生成してもらった。なおワーカーには 1 回答につき 0.10\$ を支払った。トピック毎のサブトピック数やワーカーに提示した前提・結論のパターン数は表 1 に示した。

クラウドソーシングの実施結果として、1,406 件の有効な回答を得た。なお、指示に沿っていない回答 752 件を無効な回答として除外している。回答の語彙数や平均文長 (単語数) は表 2 に示した。また、作成したデータの多様性や偏りについて検証するために下記の指標を計測し、結果を表 3 に示した。

\*2 <https://www.procon.org/>

表 1 ネットワーク断片の Idiom 分類該当数

トピック	死刑導入	銃規制	最低賃金	中絶合法化	学校の制服	原子力発電	全体
<b>Causality</b>	18	19	21	15	19	12	104
<b>From Rule</b>	8	4	3	4	0	0	19
<b>From Source</b>	4	1	0	3	4	0	12
<b>Others</b>	5	2	0	0	1	4	12

表 2 クラウドソーシング回答

トピック	死刑導入	銃規制	最低賃金	中絶合法化	学校の制服	原子力発電	全体
<b>回答数</b>	521	374	342	314	364	243	1,406
<b>語彙数</b>	664	416	326	464	445	383	1,627
<b>平均文長</b>	23.7	23.1	19.4	21.8	19.8	25.2	22.1

**指標 1:** クラウドワーカーに提示した前提・結論と回答のテキストの類似度

前提・結論と回答のテキストをそれぞれ Bag of Words (以下 BoW) 表現にしてコサイン類似度を計測した。

**指標 2:** “結論 because 前提”という回答パターンの割合

回答を because の前半と後半に分け、前半と結論、及び、後半と前提の間の BoW コサイン類似度を測定し、両者の値が共に 0.8 以上の回答の割合を集計した。

**指標 3:** Idiom に由来するフレーズが回答で利用される割合

例えば, “The death penalty is a means to deter crime.” の “means to” のように, トピック由来ではなく idiom に由来するフレーズがある。これらの idiom 由来のフレーズが回答に含まれる割合を集計した。

**指標 4:** クラウドワーカー間の回答の類似度

1つの前提・結論につき複数人のワーカーから回答を集めた。それらの回答の多様性を計測するために同一の前提・結論に対する回答同士の BoW コサイン類似度を計測して平均を集計した。

#### 4.3 データセットの特徴

データサイズについて, argumentation schemes をアノテーションしたデータセットとしては比較的規模が大きめである。2.3 節で述べたように argumentation schemes のアノテーションは非常にコストが高く, 規模の大きなデータを作成することが困難であった。既存のデータセットでは, Feng ら (2011)[1] が用いた araucaria dataset が最もデータ数が多く, 660 の議論についてアノテーションしている。我々が作成したデータは文章の多様性という面では見劣りするものの, 単純なデータ数だけで見れば最も規模の大きいものとなっている。

データの多様性について, 表 3 にあるように, 指標 1: 前提・結論と回答の類似度と指標 4: クラウドワーカー間の回答の類似度の値はいずれも比較的大きく, 類似の回答内容が多いことを示している。また, 指標 3: idiom フレーズ回答の割合は全体として 60% を超えており, idiom のフレー

ズがそのまま文章に使われていることが多い。これは文章とネットワークの対応関係が明確であることを意味しており, 機械学習モデルを学習する上では強い教師データとして使えるという利点もある。ただ特定のフレーズに偏ってしまっているため, フレーズの多様性を増やすことが課題である。“結論 because 前提”という回答パターンが大半となることが懸念されたが, 指標 2: 結論 because 前提回答の割合は 20% 以下となっており, 許容範囲と考える。

データセット作成については概ね期待した結果は得られたものの, 表現の多様性については課題であるため, 今後はデータセットの表現のパターンを増やすことを目指す。

## 5. まとめと今後の課題

本研究では述語論理とベイジアンネットワークで argumentation schemes を定式化することにより, 議論構造をベイジアンネットワークで表現する方法論を提案した。具体的に既存の schemes を定式化することで, 提案手法が argumentation schemes を統一的方法により定式化できることが分かった。

また, 提案方法に基づく計算モデルを実装・検証するためのデータセットを作成した。作成したデータセットは議論テキストとそれに対応するベイジアンネットワークのペアを 1,407 組集めたものであり, argumentation schemes に関するデータセットの中では比較的規模の大きなデータを構築することができた。一方で, 作成したデータセットにおける表現の多様性が課題であるため, 今後はデータセットの表現のパターンを増やす方法を検討する。

## 謝辞

本研究を着想する際に相談に乗って頂くと共に, 参考文献や web サイトを教えて頂いたストーニーブルック大学の井之上直也先生 (当時の所属は東北大学) に感謝する。

表 3 回答の多様性についての指標

トピック	死刑導入	銃規制	最低賃金	中絶合法化	学校の制服	原子力発電	全体
前提・結論と回答の類似度	0.76	0.76	0.75	0.75	0.73	0.74	0.75
結論 because 前提回答の割合 (%)	13.5	20.7	13.2	25.8	16.5	19.0	17.6
Idiom フレーズ回答の割合 (%)	65.6	74.9	35.3	78.5	76.1	39.5	63.1
回答間の類似度	0.65	0.67	0.67	0.64	0.62	0.64	0.65

参考文献

- [1] Feng, V. W. and Hirst, G.: Classifying arguments by scheme, *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, Portland, Oregon, USA, Association for Computational Linguistics, pp. 987–996 (online), available from <https://www.aclweb.org/anthology/P11-1099> (2011).
- [2] Fenton, N., Neil, M. and Lagnado, D. A.: A General Structure for Legal Arguments About Evidence Using Bayesian Networks, *Cognitive Science*, Vol. 37, No. 1, pp. 61–102 (online), DOI: 10.1111/cogs.12004 (2013).
- [3] Lawrence, J., Visser, J. and Reed, C.: An Online Annotation Assistant for Argument Schemes, *Proceedings of the 13th Linguistic Annotation Workshop*, Florence, Italy, Association for Computational Linguistics, pp. 100–107 (online), DOI: 10.18653/v1/W19-4012 (2019).
- [4] Lindahl, A., Borin, L. and Rouces, J.: Towards Assessing Argumentation Annotation - A First Step, *Proceedings of the 6th Workshop on Argument Mining*, Florence, Italy, Association for Computational Linguistics, pp. 177–186 (online), DOI: 10.18653/v1/W19-4520 (2019).
- [5] Musi, E., Ghosh, D. and Muresan, S.: Towards Feasible Guidelines for the Annotation of Argument Schemes, *Proceedings of the Third Workshop on Argument Mining (ArgMining2016)*, Berlin, Germany, Association for Computational Linguistics, pp. 82–93 (online), DOI: 10.18653/v1/W16-2810 (2016).
- [6] Musi, E., Stede, M., Kriese, L., Muresan, S. and Rocci, A.: A Multi-layer Annotated Corpus of Argumentative Text: From Argument Schemes to Discourse Relations, *Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2018)*, Miyazaki, Japan, European Language Resources Association (ELRA), (online), available from <https://www.aclweb.org/anthology/L18-1258> (2018).
- [7] Peldszus, A. and Stede, M.: An Annotated Corpus of Argumentative Microtexts, *First European Conference on Argumentation: Argumentation and Reasoned Action*, Lisbon, Portugal (2015).
- [8] Reisert, P., Inoue, N., Kuribayashi, T. and Inui, K.: Feasible Annotation Scheme for Capturing Policy Argument Reasoning using Argument Templates, *Proceedings of the 5th Workshop on Argument Mining*, Brussels, Belgium, Association for Computational Linguistics, pp. 79–89 (online), DOI: 10.18653/v1/W18-5210 (2018).
- [9] Stab, C., Miller, T., Schiller, B., Rai, P. and Gurevych, I.: Cross-topic Argument Mining from Heterogeneous Sources, *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Brussels, Belgium, Association for Computational Linguistics, pp. 3664–3674 (online), DOI: 10.18653/v1/D18-1402 (2018).
- [10] Timmer, S. T.: Designing and Understanding Forensic Bayesian Networks using Argumentation, PhD Thesis, Utrecht University (2017).
- [11] Visser, J., Lawrence, J., Wagemans, J. and Reed, C.: Revisiting computational models of argument schemes: Classification, annotation, comparison, *Computational Models of Argument - Proceedings of COMMA 2018*, Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, Vol. 305, Netherlands, IOS Press, pp. 313–324 (online), DOI: 10.3233/978-1-61499-906-5-313 (2018).
- [12] Vlek, C., Prakken, H., Renooij, S. and Verheij, B.: Building Bayesian networks for legal evidence with narratives: a case study evaluation, *Artificial Intelligence and Law*, Vol. 22 (online), DOI: 10.1007/s10506-014-9161-7 (2014).
- [13] Walton, D., Reed, C. and Macagno, F.: *Argumentation Schemes*, Cambridge University Press (2008).
- [14] Wang, Y., Berant, J. and Liang, P.: Building a Semantic Parser Overnight, *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers)*, Beijing, China, Association for Computational Linguistics, pp. 1332–1342 (online), DOI: 10.3115/v1/P15-1129 (2015).