

Toulminモデルのベイジアンネットワーク表現  
を用いた論証推敲支援システム  
- 手法概要 -



2014年9月25日作成  
長岡技術科学大学  
宇都雅輝

# 論証



## 「主張」を正当化するための言語行為

「主張」の正当性を高めるには、「データ」や「論拠」を示すことが必要

**主張**

**論拠**

**データ**

**データ2**

**データ1**

論証構造

主張：提案手法は有効だ

論拠：マルコフ情報の多重度は精確に推定する必要がある

データ：既存手法より精度が高い

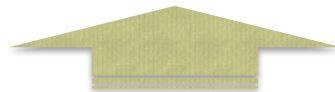
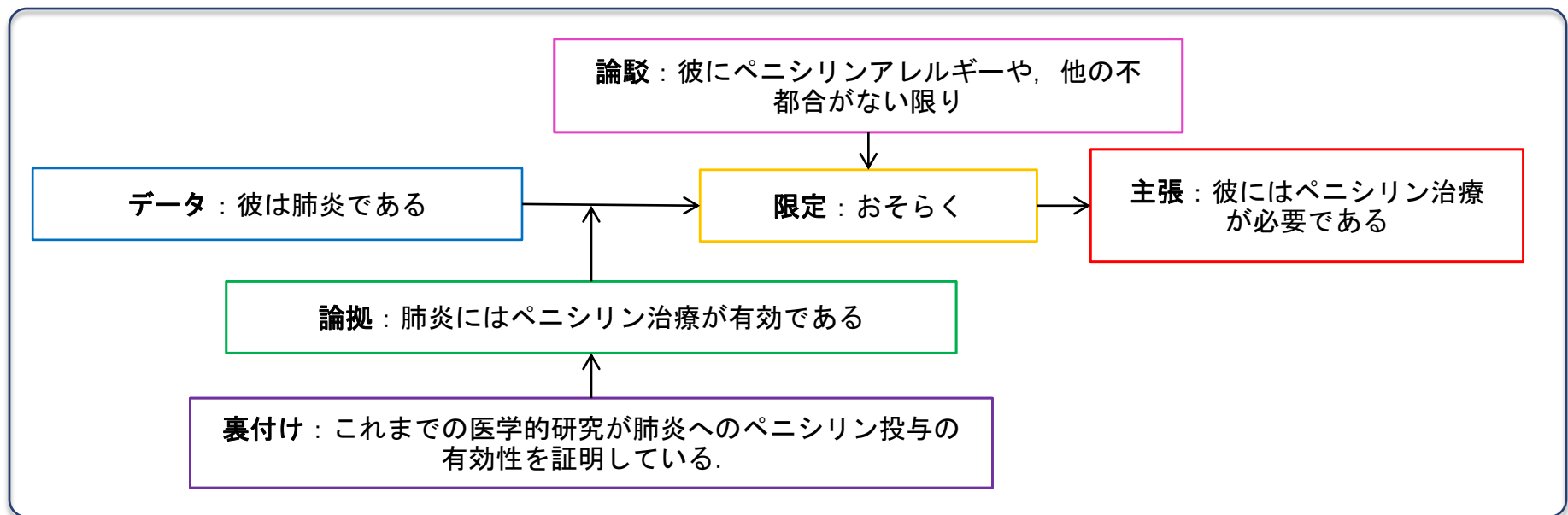
データ1：実験A

データ2：実験B

# 論証の規範モデル：Toulminモデル



説得的な論証に必要な要素を6つの小単位に分類し，それらの関係性をダイアグラムで表現したモデル



彼にはペニシリン治療が必要である。なぜなら，彼は肺炎であり，肺炎にはペニシリン治療が有効であるからだ。これまでの医学的研究が肺炎へのペニシリン投与の有効性を証明している。従って，彼にペニシリンアレルギーや，他の不都合がない限り，おそらく，彼にペニシリン治療を施すべきである。

基本的には、論証をToulminモデルに当てはめて構成要素を検討することで、論証を推敲する

ただし、「主張」の正当性を検討するには、モデルへの表面上の当てはまりだけでなく、内容的な吟味も重要！！

以下の論証は、同じToulminモデルで表現できるが、論証の強さ（文章間の論理的なつながりの強さ）が異なるため、「主張」の説得力に差がある

### 弱い論証の例

【主張】 もうすぐ雨が降る

【論拠】 占いでは、下駄を投げて裏が出ると雨が降るといわれる

【データ】 下駄を投げたら裏が出た

### 強い論証の例

【主張】 もうすぐ雨が降る

【論拠】 気圧が下がると雨が降る

【データ】 気圧計の数値が下がっている

# 論証の強さを意識した論証推敲は困難



1. 全ての文章間で論証の強さを評価することが困難

「文章の正当性」と呼ぶ

2. 論証中の各文章がどの程度正当化できているかの把握が困難

「主張への影響度」と呼ぶ

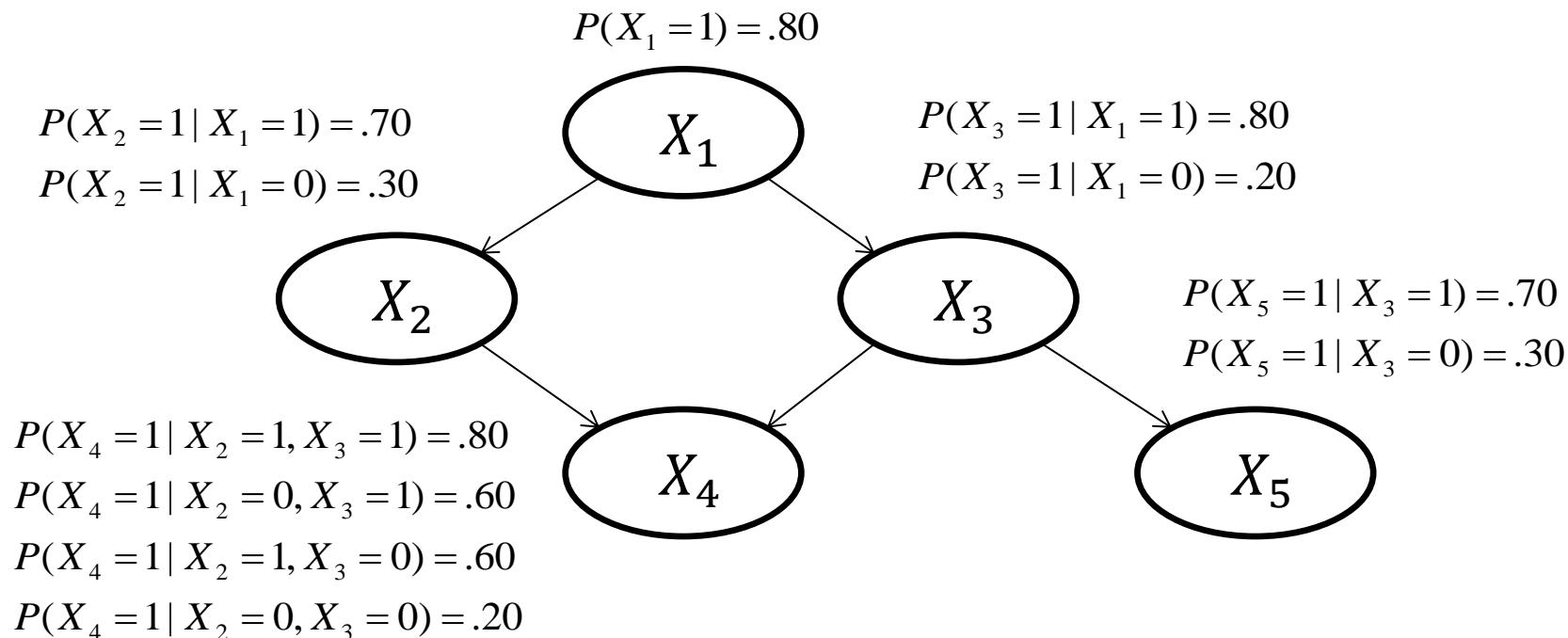
3. 各文章が「主張」の正当化に対してどのように影響しているかの把握が困難

Toulminモデルのベイジアンネットワーク表現を用いた  
論証構築支援システムを開発

# ベイジアンネットワーク



確率変数をノードとし、変数間の依存関係をアークで表現した非循環有向グラフ



# 本システムのアプローチ



論証をToulminモデルにあてはめて可視化

データ：  
彼は肺炎だ

主張：彼にはペニ  
シリン治療が必要だ

論拠：肺炎にはペニ  
シリン治療が有効だ

確率値はユーザが主観評価

	「主張」はどの程度妥当か
「データ」が真	十分妥当だ
「データ」が偽	どちらかという妥当だ

$P(\text{データ})$

データ：彼は肺炎だ

$P(\text{主張} | \text{データ}, \text{論拠})$

$P(\text{論拠})$

論拠：肺炎にはペニ  
シリン治療が有効だ

主張：彼にはペニ  
シリン治療が必要だ

「論証の強さ」「文章の正当性」「主張への影響度」の指標を算出

内部的に  
ベイジアンネットワークを構築

# 論証特性指標



ベイジアンネットワークを用いて，論証特性指標を定義

- ① 論証の強さ
- ② 文章の正当性
- ③ 主張への影響度



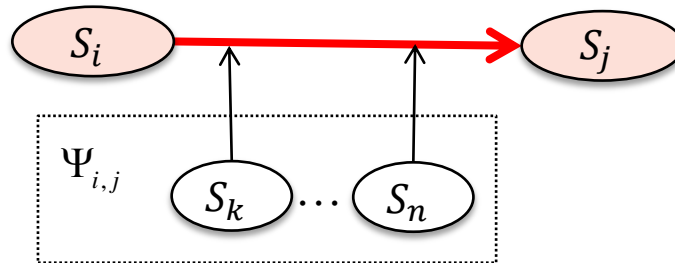
# 論証の強さ



文章間の論理的なつながりの強さを示す指標

【定式化】

$$I(S_i, S_j | \Psi_{ij}) = \sum_{i,j} P(S_j | S_i, \Psi_{ij}) P(S_i) \log \frac{P(S_j | S_i, \Psi_{ij})}{P(S_j | \Psi_{ij})}$$



この指標は、変数間の依存関係が強い程大きい値を取る

# 文章の正当性

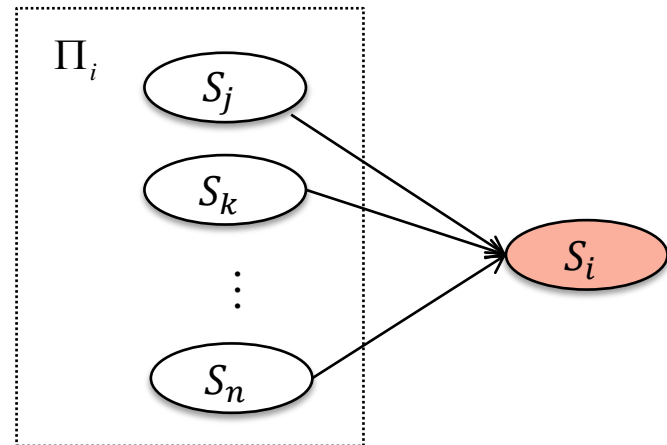


その文章が論証中でどの程度正当化できているか

を示す指標

【定式化】

$$p(S_i) = \sum_{\Pi_i} p(S_i | \Pi_i) p(\Pi_i)$$



全ての論証の影響を踏まえた「主張」の正当性推定が可能

# 主張への影響度



ある文章が「主張」の正当化にどの程度影響を及ぼすか

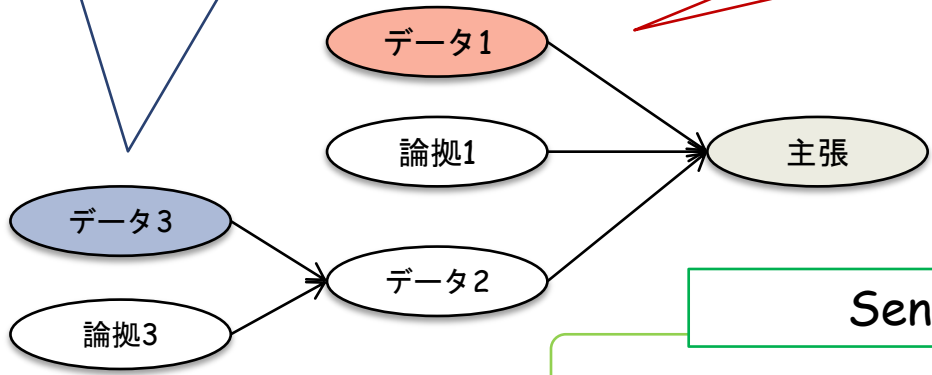
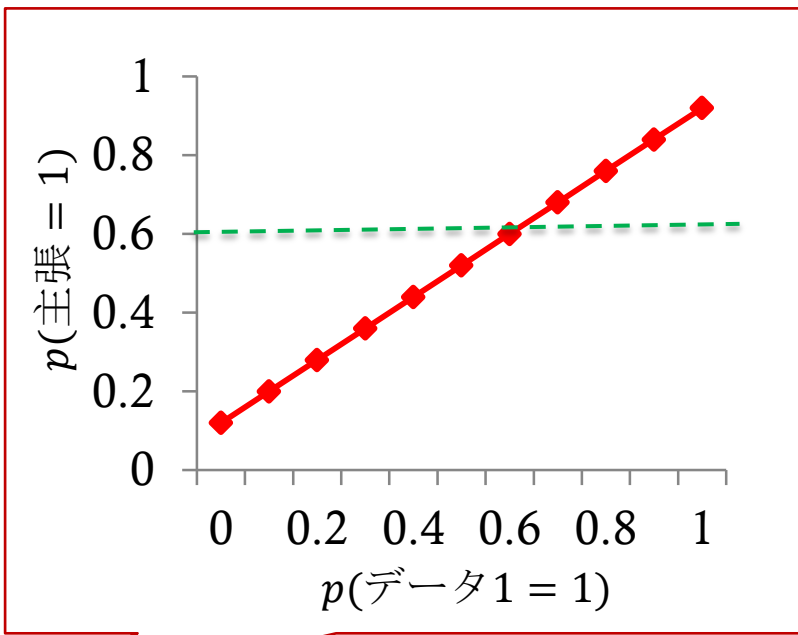
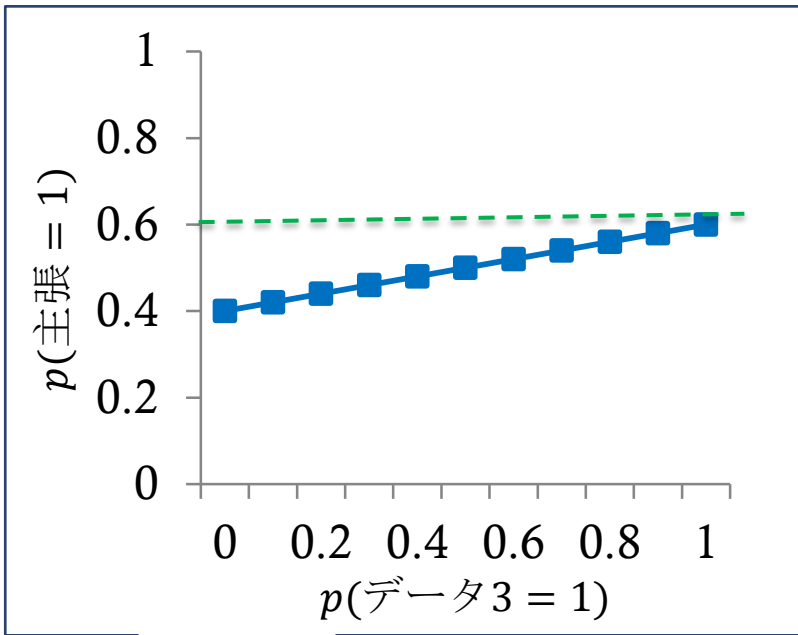
を示す指標

## 【定式化】

変数 $S_i$ の確率 $p(S_i = 1)$ が変化したときの、他の変数 $S_c$ の確率 $p(S_c = 1)$ の変化を関数(Sensitivity Function)として定義

$$p(S_c = 1) = \mu_i p(S_i = 1) + \nu_i$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_i = \frac{p^0(S_c = 1, S_i = 1)}{p^0(S_i = 1)} - \frac{p^0(S_c = 1, S_i = 0)}{p^0(S_i = 0)} \\ \nu_i = \frac{p^0(S_c = 1, S_i = 0)}{p^0(S_i = 0)} \end{array} \right.$$



### Sensitivity Function の解釈例

- 「データ1」の方が「主張」への影響度が高い
- 「主張」の正当性を0.6以上にしたい場合,
  - 「データ1」の正当性は約0.6以上にすればよい
  - 「データ3」は, どれだけ正当性しても不可能

# おわりに



本システムでは、論証特性指標値に応じた論証推敲のアドバイスを提示します

システムの詳細は、利用マニュアルをご覧ください

本研究の詳細は以下の論文「第3章」をご参照ください

宇都雅輝 (2013) 「ベイズアプローチを用いたアカデミックライティング支援システム」電気通信大学大学院 博士後期課程 学位論文

[http://ir.lib.uec.ac.jp/infolib/user\\_contents/9000000701/9000000701.pdf](http://ir.lib.uec.ac.jp/infolib/user_contents/9000000701/9000000701.pdf)