テクニカルノート

ルールの論理的構造に着目した結論の“尤もらしさ”の定量化

藤本和則[†] 湯川高志[†]
松澤和光[†] 石川勉[††]

本稿では，論理的知識のもとで，推論に必要な事実知識に欠落があるときに，結論の“尤もらしさ”を定量的に得る計算法(アバウト論理と呼ぶ)を提案する．まず，帰結に必要な事実知識の不足の程度に着目した，アバウト論理の定量化原理について述べる．次いで，ホーン節命題論理を対象として，アバウト論理の計算法について述べ，その定式化を行う．さらに，本計算法に基づく推論例として，動物の分類問題を対象に，事実知識の不足のもとに尤もらしい結論が取り出せることを示す．従来の計算法では，人間が確からしさの程度を数値としてルール中に埋め込む必要があったのに対し，本計算法は，ルールの構造から直接的に定量化を実現できる．

A New Approach to Quantitate “Likelihood” of Conclusions Using Logical Structures of Rules

KAZUNORI FUJIMOTO,[†] TAKASHI YUKAWA,[†] KAZUMITSU MATSUZAWA [†]
and TSUTOMU ISHIKAWA [††]

This paper proposes a new calculus called ABOUT logic, which calculates “likelihood” of conclusions quantitatively when the number of obtainable facts is limited. First, in accordance with the degree of deficiency in facts required to entail a conclusion, quantitating the likelihood is studied. The ABOUT logic is then proposed and formularized based on Horn propositional logic. The calculus is applied to an animal classification problem and the most likely conclusion is obtained. ABOUT logic differs from conventional probability calculi in that it can calculate simply by using the structures of rules without required any numerical values provided by humans.

1. はじめに

知識に不足や矛盾があっても，適切な解を導く推論法(アバウト推論[1]と呼ぶ)の研究を進めている．アバウト推論では，事実知識の不足のもとでの推論が必要となる．こうした推論法は，不完全な問題を解決するときに重要となる技術である．

事実知識の不足のもとでの推論法としては，従来から確率的推論[2),3)]が提案されている．しかし，扱う問題の規模が大きくなると，推論に必要な数値データ(事前確率，条件付確率)を用意するのは難しい．よって，そうした数値データが与えられなくとも適切な解を導くことのできる推論法が望まれる．

そこで我々は，ホーン節命題論理の形式で与えられた知識を前提に，結論の“尤もらしさ”の程度を定量的に算出する**アバウト論理**を提案する．アバウト論理では，より多くの事実知識から支持される結論をより尤もらしいとする人間の感覚にならって，尤もらしさの程度を定量化する．アバウト論理は，こうした尤もらしさの程度をルールの構造から直接的に算出する計算法である．

本稿では，まず，結論の尤もらしさの定量化について述べ，次いで，その定量化を実現するアバウト論理の計算法を定式化する．さらに，本計算法に基づく推論例として，動物の分類問題を対象に，事実知識の不足のもとに尤もらしい結論が取り出せることを示す．

† NTTコミュニケーション科学研究所
NTT Communication Science Laboratories
†† 拓殖大学
Takushoku University

2. 知識の欠落

推論システムに与える事実知識に欠落があるとき，推論機構は真偽の未知な命題を扱う必要がある．命題の真偽がわからないとき，それを偽として扱う閉世界仮説を採用することが多いが，閉世界仮説のもとでは有効な結論も否定されてしまう．

これに対し，人間は事実知識の不足により帰結できない複数の結論のうち，尤もらしい結論を解として取り出すことができる．簡単な例として，知識ベースに二つの論理式“**ライオン←黄褐色∧たてがみ**”と“**トラ←黄褐色∧黒い縞**”をもつ場合を考える．このとき，事実知識として“**たてがみ**”のみが与えられ“**黄褐色**”が欠落すると，閉世界仮説では結論“**ライオン**”を導けない．これに対し，人間は，条件“**たてがみ**”の満たされた“**ライオン**”の方が，条件の全く満たされない“**トラ**”よりもより尤もらしいとして取り出すことができる．

我々は，このように人間が解を取り出せるのは，“帰結に必要な事実知識の不足の程度に着目し，その程度の小さい結論を解としているため”と捉えた．したがって，こうした尤もらしさを定量化できれば，その値の大きな結論を解として取り出すといった人間と同様な推論が実現できると考えた．ここでは，こうした定量化を実現するにあたって，尤もらしさについて次の二つの性質を抽出した．

1. 尤もらしさは，帰結に最小限必要な事実知識の不足程度に基づく ⇒ 帰結に最小限必要な事実知識の組を集めた標準形が必要．
2. 与えられた事実知識が，結論にとってより特徴的な事実知識であるほど，結論はより尤もらしい．例えば，“**ライオン←たてがみ∧黄褐色**”において，与えられた事実知識が，より特徴的な“**たてがみ**”である方が，“**黄褐色**”であるときより，結論“**ライオン**”は尤もらしい ⇒ 特徴的な事実知識に重みを付けた定量化が必要．

以下では，上記のような尤もらしさの程度を**帰結度**と呼び，帰結度をルールの構造から算出するアバウト論理の定式化を行う．

3. アバウト論理の帰結度計算法

ある結論についての帰結度計算は，次のような手順で行われる．まず，(1) 結論を帰結するのに最小限必要な事実知識の組(以下，条件命題集合)をすべて知識ベースから取り出し，(2) 事実知識集合をもとに各条件命題集合の帰結度を計算し，(3) 各条件命題集合の帰結度の値を総合して結論の帰結度を計算する．以下では，こうした帰結度計算の定式化を行う．

3.1 帰結度計算の定式化

まず，ある結論(X)についての条件命題集合($\boldsymbol{H}$)は，一つでも事実知識として与えられなければ，X を帰結できないような命題の集合として定式化できる(Δ は知識ベース，$Y \in \boldsymbol{H}$)

$$\{\boldsymbol{H} \mid \boldsymbol{H} \cup \Delta \vdash X, \forall Y(\{\boldsymbol{H}-Y\} \cup \Delta \nvdash \boldsymbol{X})\}. \quad (1)$$

こうした集合族を考えることにより，事実知識の不足程度を各集合について直接的に知ることができる．

次に，各条件命題集合 $\boldsymbol{H}$ の帰結度を与える関数 $E_h:(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{F}) \to [0, 1]$ の定式化を行う($\boldsymbol{F}$ は事実知識集合)．関数 E_h の満たすべき条件をあげる．

境界条件 $\boldsymbol{H}$ 中の命題について，一つも事実知識として与えられなければ最小値 0 を与える($\boldsymbol{H} \cap \boldsymbol{F} = \phi \Rightarrow E_h(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{F}) = 0$)．すべて事実知識として与えられれば最大値 1 を与える($\boldsymbol{H} \subseteq \boldsymbol{F} \Rightarrow E_h(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{F}) = 1$)．

増加性条件 $\boldsymbol{H}$ 中の命題について，事実知識として与えられた命題が増加すると帰結度も増加する($\boldsymbol{H} \cap \boldsymbol{F}_1 \subseteq \boldsymbol{H} \cap \boldsymbol{F}_2 \Rightarrow E_h(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{F}_1) \leq E_h(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{F}_2)$，ただし等号は $\boldsymbol{H} \cap \boldsymbol{F}_1 = \boldsymbol{H} \cap \boldsymbol{F}_2$ のときに限る)．

関数 E_h は，これらの条件に加え，第 2 章の性質 2 に述べた各命題の重みを考慮して，重み α_i による線形結合として定式化する(α_i は $\sum_i \alpha_i = 1$ を満たす正の実数，T は $X_i \in \boldsymbol{F}$ なら 1，$X_i \notin \boldsymbol{F}$ なら 0 を与える関数，$\boldsymbol{H} = \{X_1, \cdots, X_n\}$)

$$E_h(\boldsymbol{H}, \boldsymbol{F}) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i T(X_i). \quad (2)$$

最後に，結論の帰結度を与える関数 E_s は，条件命題集合の帰結度の最大値を与える関数によって実現する($\{\boldsymbol{H}_i\}$ は結論を支持する条件命題集合族)

$$E_s(\{\boldsymbol{H}_i\}, \boldsymbol{F}) = \max_i \{E_h(\boldsymbol{H}_i, \boldsymbol{F})\}. \quad (3)$$

すなわち，結論を最も強く支持する条件命題集合に着目して，結論の帰結度を定める．

以上の計算法により，事実知識集合から各条件命題集合の帰結度を得て，それらの値の最大値によって結論の帰結度を得ることができる．

3.2 重みの算出法

式(2)での結合の重み α_i は，結論にとって特徴的な命題では大きく，特徴的でない命題では小さくなるように決定する．アバウト論理では，こうした「命題が特徴的か否かの程度(以下，特徴程度)」を次の仮説に基づき“ルールの構造”から算出する．その仮説は，“結論にとって特徴的な命題は，解を限定する効果が大きい，すなわち少数の結論しか支持しない”である．これに従い，知識ベース内の全条件命題集合族につい

て「特徴的な命題ほどより少数の条件命題集合族に含まれる」とすると，命題の特徴程度を条件命題集合族への含まれ程度から算出することができる(ただし,対象とする問題領域について多くの知識を集めた知識ベースを前提とする)．

ここでは，こうした考えに基づく重みの計算法の一例を示す．まず命題 X_i の特徴程度は，その命題を事実知識として得たときの情報量 $I(X_i)$ で与えられるとし，重みは，この情報量を全条件命題について1となるよう正規化して定める(ただし，$I(X)=-\log_2\{K(X)/N\}$, N は知識ベース内の全命題数，$K(X)$ は命題 X の含まれる条件命題集合族数，また n は式(2)の n を指す)

$$\alpha_i=\frac{I(X_i)}{\sum_{k=1}^{n} I(X_k)}. \qquad (4)$$

式(4)により，ルールの構造から各命題の重みを得ることができる．

4．帰結度に基づく推論例

例として，動物に関する七つの知識(**図1**)と，事実知識{**たてがみ，単独行動，黄褐色**}のもとに，アバウト論理の計算法を適用した．まず式(4)で用いる情報量を，“**たてがみ**”について計算すると，$N=18$(知識ベース内の全命題数18)，および，K(**たてがみ**)$=2$(“**たてがみ**”と“**ライオン**”の条件命題集合族に含まれる)から，I(**たてがみ**)$=3.17$となる．同様の計算により，より特徴的な“**たてがみ**”の重みがより大きくなる(**表1**)．次に式(2)に基づいて，結論“**ライオン**”についての条件命題集合の帰結度を計算すると，**表2**のようになる(表において事実知識の命題を網掛けた)．以上より，式(3)から結論“**ライオン**”の帰結度は0.53と計算できる．その他の動物の帰結度は，同様に**表3**のように計算でき，最大の帰結度をとる“**ライオン**”を解として得ることができる．このようにして，より特徴的な事実知識“**たてがみ**”の支持する“**ライオン**”を最も尤もらしい結論として取り出すことができる．“**ライオン**”，“**トラ**”，“**ヒョウ**”の帰結に必要な事実知識は共に四つであり，かつ，共に二つの事実知識が与えられているにもかかわらず，“**ライオン**”が結論として選ばれていることに注意されたい．

・ライオン←黄褐色∧たてがみ∧昼行動∧肉食動物
・トラ←黄褐色∧黒縞∧単独行動∧肉食動物
・ヒョウ←黄褐色∧黒斑点∧単独行動∧肉食動物
・チータ←黄褐色∧小黒斑点∧昼行動∧肉食動物
・肉食動物←ほ乳動物∧鋭歯∧鋭爪
・ほ乳動物←胎生∧体毛
・ほ乳動物←授乳

図1 動物に関する知識
Fig. 1 Knowledge of animals.

表1 事実知識の重み
Table 1 Weight for each facts.

	たてがみ	単独行動	黄褐色
重み(比)	1.00	0.82	0.58

("**たてがみ**"を1としたときの重みの比)

表2 “ライオン”の帰結度
Table 2 Likelihood of “**Lion**”.

ライオンの条件命題集合	帰結度
・{黄褐色,たてがみ,昼行動,肉食動物}	0.53
・{黄褐色,たてがみ,昼行動,ほ乳動物,鋭歯,鋭爪}	0.41
・{黄褐色,たてがみ,昼行動,胎生,体毛,鋭歯,鋭爪}	0.37
・{黄褐色,たてがみ,昼行動,授乳,鋭歯,鋭爪}	0.41
・{ライオン}	0.00
ライオンの帰結度	0.53

表3 四動物についての帰結度
Table 3 Likelihood of each animals.

	ライオン	トラ	ヒョウ	チータ
帰結度	0.53	0.47	0.47	0.20

5．おわりに

本稿では，帰結に必要な事実知識の不足程度に着目した結論の尤もらしさの定量化について述べ，その計算を実現するアバウト論理を提案した．定量化にあたっての各事実知識の重みは，従来のように知識ベース外から与えるのではなく，ルールの構造から算出する方法を提案した．以上のアバウト論理の計算法により，論理的知識のもとで事実知識に不足があっても，尤もらしい結論を取り出すことが可能となる．

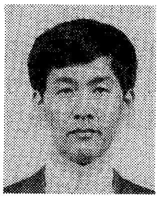
参考文献

1) 松澤和光ほか：アバウト推論方式の基本構想について，電子情報通信学会，信学技報 AI93-77, pp. 41-48 (Jan. 1994).
2) Pearl, J.: *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference,* Morgan Kaufmann (1988).
3) Nilsson, N. J.: Probabilistic Logic, *Artif. Intell.,* Vol. 28, pp. 71-87 (1986).

(平成7年3月 8 日受付)
(平成7年5月12日採録)

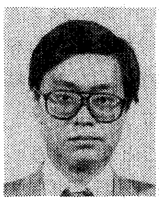
藤本　和則（正会員）

1966年生．1989年同志社大学工学部電気工学科卒業．1992年京都大学大学院応用システム科学専攻修了．同年日本電信電話(株)入社．現在，NTTコミュニケーション科学研究所にて知識処理技術の研究に従事．人工知能学会，ファジィ学会各会員．



松澤　和光（正会員）

1953年生．1975年東京工業大学工学部電子工学科卒業．1977年同大学院修士課程修了．同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入所．以来，フルウェーハシステム，大規模ROM，ヒューマンインタフェース，知識処理技術の研究に従事．現在，NTTコミュニケーション科学研究所グループリーダ．IEEE，電子情報通信学会，人工知能学会，ファジィ学会各会員．



湯川　高志（正会員）

1962年生．1985年長岡技術科学大学工学部電気電子システム卒業．1987年同大大学院修士課程修了．同年日本電信電話(株)入社．以来，人工知能向けプロセッサ，知識処理技術の研究に従事．現在，NTTコミュニケーション科学研究所主任研究員．1995年～1996年南メソジスト大学客員研究員．IEEE，電子情報通信学会，人工知能学会各会員．

石川　　勉（正会員）

1949年生．1967年電気通信大学電気通信学部応用電子科卒業．同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入所．以来，主記憶装置，高信頼化技術，フルウェーハシステム，並列プロセッサ，知識処理技術の研究に従事．工学博士．現在，拓殖大学工学部情報工学科教授．IEEE，人工知能学会，電子情報通信学会各会員．