

## 『探索的モデリング』

### 第4回 ベイジアンネットワーク①

いば たかし

井庭 崇

慶應義塾大学総合政策学部 専任講師  
iba@sfc.keio.ac.jp

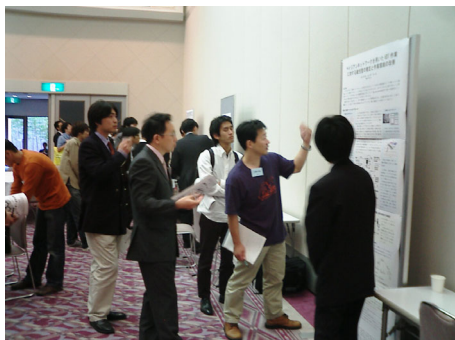
<http://www.sfc.keio.ac.jp/~iba/lecture/>

## BN2004

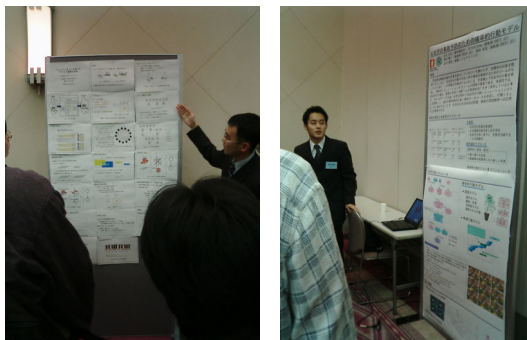


BN2004ホームページ: <http://staff.aist.go.jp/y.motomura/bn2004/>

## BN2004



## BN2004



## BN2004で得た情報

- 行動計量学会 ([http://wwwsoc.nii.ac.jp/bsj/index\\_j.html](http://wwwsoc.nii.ac.jp/bsj/index_j.html))
  - 個人差を定量的に表すことが注目されている。
- Intel がML/BNのopen soft開発援助
  - Open-Source Probabilistic Network Library (PNL)
  - <http://www.intel.com/research/mlr/pnl/>
- BN in USA と ILP in EUの接近
  - ヨーロッパの論理ベースのデータマイニンググループとアメリカ(西海岸)のUIAIを中心としたベイジアンネットワークのグループの交流が始まっている。
  - BNIは90年代半ばには基本的技術が成熟、その後Koller等は関係概念とオブジェクト概念の取り込みに向かった。
  - 両グループはSRL(statistical relational learning) workshopでmeetingを重ねて入る。今回のSRL(3回目)は80人参加で過去最大

## 不確実性のモデル



- 不確実性を考える上で重要な「情報」
- 不確実性の源泉
  - 「知識の不足」
  - 「未来の時間」
- 「今日の夕飯はカレーかハンバーグか？」
- 「明日の天気は晴れか雨か？」

## コインの判定



- コイン投げをして、本物のコインか、偽者のコインかを判定
- 本物のコインは、投げると表が5割、裏が5割程度出る。
- 偽物のコインは、重さにわずかな偏りがあり、投げると表が6割、裏が4割程度出る。
  
- とりあえず100回投げてみると、表は49回出た。
- このコインは、本物か偽物か？

## コインの判定: フィッシャー流アプローチ



- 偽物のコインを100回投げて49回表が出る確率を計算すると
  - $P(\text{表}) \times P(\text{裏}) \times P(\text{表}) \times P(\text{裏}) \times \dots$
  - $0.6 \times 0.4 \times 0.6 \times 0.4 \times \dots = 0.6^{49} \times 0.4^{51}$

^

- 本物のコインを100回投げて49回表が出る確率を計算すると
  - $P(\text{表}) \times P(\text{裏}) \times P(\text{表}) \times P(\text{裏}) \times \dots$
  - $0.5 \times 0.5 \times 0.5 \times 0.5 \times \dots = 0.5^{49} \times 0.5^{51}$

## コインの判定: ベイズ流アプローチ



- フィッシャー流では、偽物である場合と、本物である場合を場合分けして考えるが、ベイズ流では、一緒に考える。
- 4つの可能性
  - 偽物で表がでる
  - 偽物で裏がでる
  - 本物で表がでる
  - 本物で裏がでる
- 偽物である確率と、本物である確率はわからないので、とりあえず0.5:0.5と割り振っておく。

## コインの判定: ベイズ流アプローチ



- 偽物は、投げると表が6割、裏が4割
- 本物は、投げると表が5割、裏が5割

	偽物	本物		偽物	本物
表がでる	0.5 × 0.6	0.5 × 0.5	⇒	6/11	5/11
裏がでる	0.5 × 0.4	0.5 × 0.5		(0.5 × 0.6 : 0.5 × 0.5) = 6 : 5	

↑  
「1回投げたら表だった」という情報が得られたので、黄色部分に制限されている。

## コインの判定: ベイズ流アプローチ



- 「おもてが出た」という情報を得たあとでのF,Tの確率だと見なせる。
  - $P(\text{偽物} | 1\text{回目が表}) = 6/11$
  - $P(\text{本物} | 1\text{回目が表}) = 5/11$
- 偽物である可能性が、情報(データ)を得たことで、5分5分から、6:5へと、やや上昇している。
- 情報(データ)の入手によって、偽物か本物かに関する推測が改定(アップデート)されたことを表している。

## ベイズ推定の利点



- 多数回の試行のあとで行ったベイズ推定は正確に真実を見つけ出す。
  - 多数決するなら、フィッシャー流と変わらない結論を下せる。
- 繰り返してベイズ推定を行う場合、いちいち今までの情報をすべて洗いなおして計算するのではなく、最新の情報だけでアップデートすれば結果的に同じ数値をもとづけて導けるという利便性
  - 「逐次合理性」

以上の2つの利点が、理論家だけでなく、エンジニアにも受け入れられた理由

# 『探索的モデリング』

## 第4回 ベイジアンネットワーク①

いば たかし

井庭 崇

慶應義塾大学総合政策学部 専任講師  
iba@sfc.keio.ac.jp

<http://www.sfc.keio.ac.jp/~iba/lecture/>

## ベイジアンネットワークの応用例

- 故障診断
- 自律的ユーザ適応システム、ナビゲーション
  - web、携帯、カーナビ
  - 嗜好性を表す確率モデル
- 手術中の患者の反応モデル
- 仮想モデルハウス
- 顧客行動予測

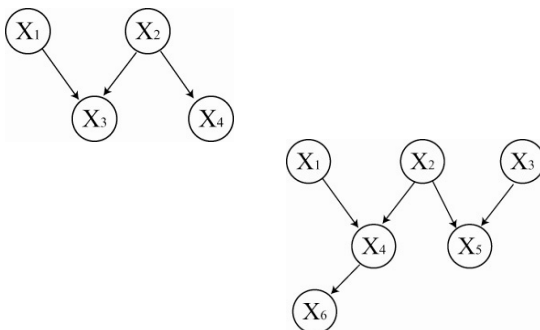
## ベイジアンネットワーク

- ベイジアンネットは、①確率変数、②確率変数間の条件付依存関係、③その条件付確率の三つによって定義されるネットワーク状の確率モデル
- ①はノード
- ②はノード間に張った有向リンクで表され、リンクの先に来るノードを子ノード、リンクの元にあるノードを親ノードと呼ぶ
- ③は親ノードがある値をとったときに、子ノードがある値をとる条件付確率で、離散変数の場合には $P(\text{子ノード}=y \mid \text{親ノード}=x_1, x_2, \dots, x_j)=p$ のような、子ノードと親ノードがとるすべての状態のそれぞれにおける確率値を列挙した表(条件付確率表)の形で表現する。
- このベイジアンネットを使うことで、①一部の変数の値が観測できたとき、未観測の変数についての確率分布を求めたり、②確率が最も大きい値を変数の予測値として得ることができる。この計算を確率推論と呼ぶ。

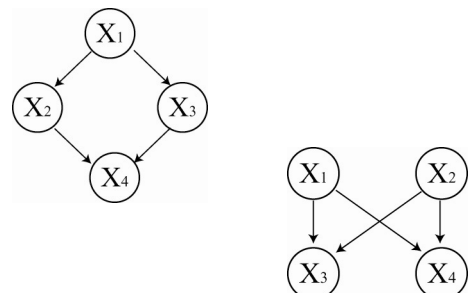
## ベイジアンネットのタイプ

- 単結合型(singly connected)
  - エッジの向きを無視したとき、グラフがループをもたない。
  - 1986年に信念伝搬(belief propagation)アルゴリズムがPearllにより導入。
- 複結合型(multiply connected)
  - グラフがループをもつ
  - グラフを変換して解くか、近似計算を行う

## 単結合ベイジアンネット



## 複結合ベイジアンネット



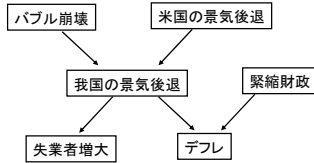
## 因果関係のネットワーク

■ バブル崩壊, 米国の景気後退, 我国の景気後退, 緊縮財政, デフレ, 失業者増大という6つの確率変数

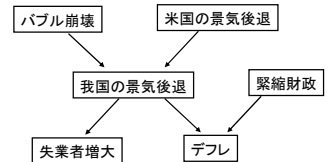
■  $\pi$  (我国の景気後退) = {バブル崩壊, 米国の景気後退}

■  $\pi$  (失業者増大) = {我国の景気後退}

■  $\pi$  (デフレ) = {我国の景気後退, 緊縮財政}



## 因果関係のネットワーク



■ 同時確率  $p$ (バブル崩壊, 米国の景気後退, 我国の景気後退, 緊縮財政, デフレ, 失業者増大)

$= p(\text{バブル崩壊}) p(\text{米国の景気後退}) p(\text{緊縮財政})$

$p(\text{我国の景気後退} | \text{バブル崩壊, 米国の景気後退})$

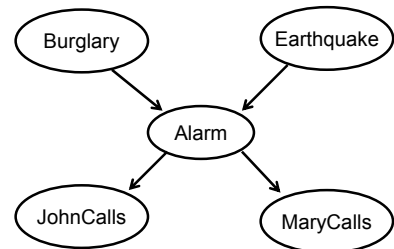
$p(\text{デフレ} | \text{我国の景気後退, 緊縮財政})$

$p(\text{失業者増大} | \text{我国の景気後退})$

## 例: 泥棒警報機器

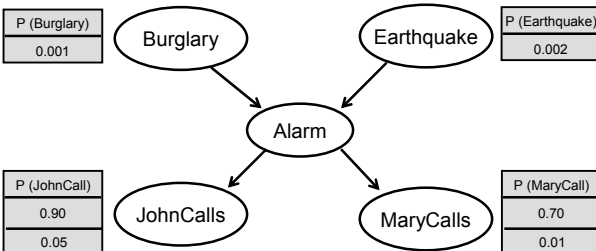
- あなたの家に新しい泥棒警報機器を設置。
- 泥棒検出にはかなり信頼性が高いが、小さい地震にも時折反応する。
- あなたの家の隣人JohnとMaryは、警報を聞けば仕事中的あなたに電話をしてくれると約束してくれているとする。
- Johnは、警報を聞けばかならず電話してくれるが、ときどき電話のベルを警報と間違えて電話してくることがあるとする。
- 一方、Maryは大音響の音楽が好きなので、ときどき警報を聞き逃すことがあるとする。
- 誰が電話してきたかという証拠のもとで、泥棒の確率を推定したい。

## 例: 泥棒警報機器



■ このトポロジーは、泥棒と地震が直接的に警報が鳴る確率に寄与することを示し、JohnかMaryが電話するか否かは警報だけに依存することを示している。

## 例: 泥棒警報機器



■ このトポロジーは、泥棒と地震が直接的に警報が鳴る確率に寄与することを示し、JohnかMaryが電話するか否かは警報だけに依存することを示している。

## 条件付き確率表

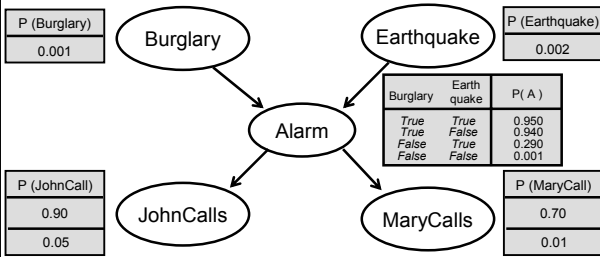
■ CPT: Conditional Probability Table

■ 各の各行は条件ケース(conditional ease)に対する各ノードの値の条件付き確率。

確率変数Alarmの条件付き確率表

Burglary	Earthquake	P( Alarm   Burglary and Earthquake)	
		True	False
True	True	0.950	0.050
True	False	0.940	0.060
False	True	0.290	0.710
False	False	0.001	0.999

## 例: 泥棒警報機器



- このトポロジーは、泥棒と地震が直接的に系警報が鳴る確率に寄与することを示し、JohnかMaryが電話するか否かは警報だけに依存することを示している。

## 確率的推論

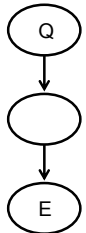
- いくつかの証拠変数の正確な値が与えられたときの質問変数の集合の事後確率分布を計算する
- つまり  $P(\text{質問} | \text{証拠})$  を計算する
- 泥棒警報機器の例
  - Burglaryは質問変数
  - JohnCallsとMaryCallsは証拠変数

## ベイジアンネットワークで行うことができる推論

- 診断的推論(diagnostic inference)
- 因果的推論(causal inference)
- 原因間推論(intercausal inference)
- 混合型推論(mixed inference)

## ベイジアンネットワークで行うことができる推論

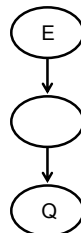
- 診断的推論(diagnostic inference)
  - 結果から原因へ
  - JohnCallsが与えられて、 $P(\text{Burglary} | \text{JohnCalls})=0.016$ と推測



Q: 質問変数  
E: 証拠変数

## ベイジアンネットワークで行うことができる推論

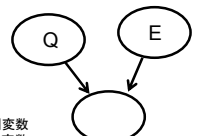
- 因果的推論(causal inference)
  - 原因から結果へ
  - Burglaryが与えられて  
 $P(\text{JohnCalls} | \text{Burglary})=0.86$ と  
 $P(\text{MaryCalls} | \text{Burglary})=0.67$ を得る。



Q: 質問変数  
E: 証拠変数

## ベイジアンネットワークで行うことができる推論

- 原因間推論(intercausal inference)
  - 共通の結果を持つ原因の間で
  - Alarmが与えられると、  
 $P(\text{Burglary} | \text{Alarm} \wedge \text{Earthquake})=0.376$ が得られる。しかし、Earthquakeが真であるという証拠を追加すると、  
 $P(\text{Burglary} | \text{Alarm} \wedge \text{Earthquake})=0.003$ に低下する。泥棒と地震は独立事象でも、一方の存在は他方の存在の可能性を低める。

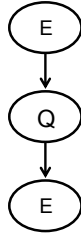


Q: 質問変数  
E: 証拠変数

## ベイジアンネットワークで行うことができる推論

- 混合型推論(mixed inference)
  - 上記2個以上の組み合わせ
  - 影響JohnCallsを真とし、原因Earthquakeを偽とすると、 $P(\text{Alarm} | \text{JohnCalls} \wedge \neg \text{Earthquake}) = 0.03$
  - となる。これは、診断的推論と因果的推論の同時使用。
  - また、 $P(\text{Burglary} | \text{JohnCalls} \wedge \neg \text{Earthquake}) = 0.017$
  - であり、これは原因間推論と診断的推論の組み合わせ

Q: 質問変数  
E: 証拠変数



## ベイジアンネットワークに関する文献

- 白井 良明, 「人工知能の理論」, 増補版, コロナ社, 2001
- 人工知能学会誌, vol.17, no.5, 9月, 2002
  - 佐藤 泰介, 櫻井 彰人, 「特集「ベイジアンネットワーク」にあたって」, 人工知能学会誌, vol.17, no.5, 9月, 2002
  - 有田 正規, 「ベイジアンネットワークとハイオインフォーマティクス」, 人工知能学会誌, vol.17, no.5, 9月, 2002
  - 稲色 哲也, 「ロボティクスにおけるベイジアンネットワークの応用—実世界で活動するロボットのための経験的自律的行動モデル—」, 人工知能学会誌, vol.17, no.5, 9月, 2002
  - 秋葉 友良, 「自然言語処理におけるベイジアンネットワーク」, 人工知能学会誌, vol.17, no.5, 9月, 2002
  - 本村 陽一, 「ベイジアンネットワークウェア」, 人工知能学会誌, vol.17, no.5, 9月, 2002
- ベイジアンネットワークセミナー
  - 松嶋 敏泰, 「確率推論とグラフ伝播復号アルゴリズム」, ベイジアンネットワークセミナー (BN2003), 11月, 2003
  - 本村 陽一, 水野 道尚, 「BayoNetにおける確率推論機能」, ベイジアンネットワークセミナー (BN2003), 11月, 2003

## ベイジアンネットワークに関する文献

- Judea Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann Pub, 1997
- Michael Irwin Jordan (ed), *Learning in Graphical Models*, Kluwer Academic Publishers, 1998
- Judea Pearl, *Causality: Models, Reasoning, and Inference*, Cambridge University Press, 2000
- Finn V. Jensen, *Bayesian Networks and Decision Graphs*, Springer-Verlag, 2001
- Yang Xiang, *Probabilistic Reasoning in Multiagent Systems: A Graphical Models Approach*, Cambridge Univ Press, 2002
- Stuart J. Russell, Peter Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 2nd Edition*, Prentice Hall, 2002
- Richard E. Neapolitan, *Learning Bayesian Networks*, Prentice Hall, 2003
- Kevin B. Korb, Ann E. Nicholson, *Bayesian Artificial Intelligence*, Chapman & Hall/CRC, 2003
- Jon Williamson, *Bayesian Nets And Causality: Philosophical And Computational Foundations*, Oxford Univ Press, 2004

Keio University SFC 2004

## 『探索的モデリング』

### 第4回 ベイジアンネットワーク①

いば たかし

井庭 崇

慶應義塾大学総合政策学部 専任講師  
iba@sfc.keio.ac.jp  
<http://www.sfc.keio.ac.jp/~iba/lecture/>