解説

ベイジアンネットとロボティクス

Bayesian Networks and Robotics

本 村 陽 一*

*独立行政法人産業技術総合研究所サービス工学研究センター／デジタルヒューマン研究センター
Yoichi Motomura* *Center for Service Research/Digital Human Engineering Research Center, AIST

1. はじめに

ロボティクスにおいては、不確実性のもとでの推論が非常に重要である。特に人間と協調して動作するためには、環境内に共存する人の行動や意図に対する推論が不可欠となる。本稿ではこうした人の行動や意図に関する確率推論を行う計算モデルとしてのベイジアンネットワーク [1] (以下ベイジアンネットと略す) について述べる。実世界における不確実性に対処するためにはすべてを決定論的に書き下すのではなく、実環境で取得したデータに基づいて計算モデルを構築する方法が有用である。今や、センサが家の中や社会の中に埋め込まれ、日常生活行動の履歴となる大量のデータが取得できる時代になっている。そこでデータから、ある状況に応じてどのような行動が発生しているかという依存関係、因果関係をモデル化する行動分析学的アプローチを考える。行動分析学 [2] は行動を目的変数としたときの説明変数を見つけ、このモデルによる行動の予測と制御を行うものである。さらに環境に埋め込んだセンサにより日常生活行動を自動的に観測し、収集した大量のセンサデータからの統計的学習により大量データの中から因果関係の強い変数を抽出する技術を適用することで行動分析の方法が大きく発展できるという期待がある。また、包括的な観測データを収集し、得られた大量の変数間の関係から因果的な構造を探索するためにベイジアンネットによるモデル化が役に立つ。ベイジアンネットにおけるモデル構築は、統計的検定を情報量規準による自動的なモデル選択として繰り返し実行し、最適なグラフ構造を探索結果として得る。すなわち、統計的に有意な確率モデルを広範な探索空間の中から機械学習アルゴリズムにより選んでいくわけである。以降ではベイジアンネットを使い、生活空間中で得られる大規模データからの統計的学習によって日常生活行動を予測するモデルを構築する事例について紹介する。

図 1 ベイジアンネット

2. ベイジアンネット

ベイジアンネットは確率変数をノードとするグラフ構造と、各ノードに割り当てられた条件付確率分布群によってモデルが定義される。条件付確率が与えられる側の変数を子ノードとよび、親ノードから子ノードの向きへ有向リンクを張る。各変数の条件付確率分布は、離散的な確率変数の場合は条件付確率表 (conditional probability table; CPT) として表現され、非正規性、非線形性、交互作用を含んだモデル化も可能になる。図 1 では五つの変数間の関係を示したグラフ構造と、そのうちの X_4 が影響をうける X_2 の値に対応した条件付確率のみを示しており、他の四つの変数にもそれぞれ対応した条件付確率表がある。このように条件付確率を表として与えることで、ある確率分布族を仮定するよりも表現の自由度は高くなる。つまり、事前にとどのようなものか分からない対象に対するモデル化手法として有用である。

3. ベイジアンネットを用いたベイズ推定

ベイズ推定では、複数のクラスラベルを C_i とし、信号パターン x に対する尤度 $P(x|C_i)$ と事前分布 $P(C_i)$ の両者を組み合わせた事後確率、

$$P(C_i|x) = P(x|C_i)P(C_i) / \sum_j P(x|C_j)P(C_j) \quad (1)$$

を最大化するクラスラベル C_i を決定する。データへの当てはまり具合は尤度で表し、事前知識は事前確率分布によって表される。そしてこの両者の積である事後確率を最大に

原稿受付 2011 年 5 月 2 日

キーワード: Bayesian Network, Pattern Recognition, Human Modeling, Behavior Analysis

*〒 135-0064 江東区青海 2-3-26

*Koto-ku, Tokyo

図2 ベイジアンネットワークを用いた行動推定

するものを推定結果とすることで、データからの学習と事前知識が自然に統合されたものになっている。

クラスラベルの発生頻度が観測時間や観測場所に依存しているような場合、事前分布 $P(C_i)$ は状況 S に依存したものになっている。そこでこれを条件付確率 $P(C_i|S)$ として考え、これを式 (1) の $P(C_i)$ と置き換えて式 (2) の事後確率を最大とするクラスを識別結果とする。

$$P(C_i|x, S) = P(x|C_i)P(C_i|S) / \sum_j P(x|C_j)P(C_j|S) \quad (2)$$

式 (2) 右辺分子の第2項 $P(C_i|S)$ は、ラベル空間における状況 S の下での行動ラベル C_i の事前確率である。ここで、ラベル空間における確率的因果構造を考えることにする。場所や行動の系列の間の因果関係をベイジアンネットワークとして構築すると、例えば「状況 S で時刻 t に C_i^t という行動が起きたら、次の時刻 $t+1$ に C_i^{t+1} という行動が起きやすい」といった因果構造の形で事前知識を導入し、人が領域 S に入ったときの行動の確率を $P(C_i^{t+1}|C_i^t, S)$ として表しベイジアンネットワークでモデル化することができる。これを条件付事前確率とし、画像特徴（例えば回転不偏な高次局所自己相関特徴 [3]）とナイーブベイズ [5] を用いて尤度を計算し、これらを統合することで行動推定が実行できる（図2）。

4. 日常生活行動のモデリング

子供の行動をセンサデータから自動的に分析、モデル化し、このモデルをベイズ推定における事前確率の計算に用いて、カメラ画像からの行動認識の精度向上にも応用した例 [4] [5] を紹介する。

まず、超音波受信機を埋め込んだセンサルーム（図3）[6]の中に、背中に小型の超音波発信機をつけた子どもと母親のペアに入ってもらい、自由に行動してもらう。超音波センサシステムにより各時刻における位置情報を x, y, z の座標データとして取得できる。また同時に部屋の天井部分に設置した魚眼カメラにより、部屋の中の様子を動画とし

図3 センサルームと各種センサ

1. カメラで撮影した動画に対して、子供の行動に行動ラベルを振る
2. 同時に子供の位置も超音波センサで計測して対応づける

観測画像

- 1秒ごとに行動に対してラベル付けを行う
- 例
 - 歩いている
 - 座っている
 - 手に〇〇を持っている
 - など

図4 魚眼カメラ画像を用いた子どもの行動のラベル化

- 行動推定を行うための確率変数
 - x, y 方向の速度: $V_{x,y}(t)$
 - 子供の高さ: $Z(t)$
 - 1秒前の行動: $C(t-1)$
 - 子供の位置情報
- 子供の位置情報

室内の座標系の利用
絶対座標での分割

モノとの相対距離
相対距離

図5 モノとの相対座標による確率的因果構造モデル

て撮影し、センサで得られた子どもの位置の周辺だけを抽出して子どもの行動画像とする。この子どもの行動に対する画像1秒ごとに人手でラベル付けを行い、これを行動ラベルの教師信号とする（図4）。

こうして複数の子どもが歩いている、座っている、立っているといった行動ラベルが付与された子どもの位置情報と行動時の画像のデータベースを収集した。このデータを利用して、日常生活行動のモデル化と、それを用いた画像からの行動推定を行う。実際に先に収集したデータセットからベイジアンネットワークモデル構築ソフトウェア [7] [8] を使ってモデルを構築したところ、過去の行動のほかに室内のソファや壁などとの相対距離、移動速度などとの依存関係からモデルが構築された（図5）。さらにある子供の行動デー

タでベイジアンネットを学習しておき、学習データには含まれていない別の子供の行動を推定したところ、ナイーブベイズのみの最尤推定では約 50%未満の識別率であったものが、ベイジアンネットを用いた式 (2) によるベイズ推定によって、行動の予測精度を約 60%~80%まで向上でき、相対距離に基づく子どもの行動モデルの再利用性が高いことを示した [5].

5. お わ り に

日常環境で表層的に観測可能なセンサデータなどは比較的容易に取得できるようになっているが、プライバシー意識の高まりから、研究目的のためだけにデータを得ることは社会的に受容されにくくなっている。またたとえ観測容易な事象だとしても、状況依存性の高い説明変数を十分網羅的に収集するためには、データを観測する環境が日常的な利用環境と合致していなければならない。そこで、こうした問題に対して実サービスと調査・研究を一体化する「サービスとしての調査・研究 (Research as a service)」とよぶアプローチが考えられている [10]。この枠組みは単に実データの収集だけにとどまらず、研究を実フィールドの中で実践することで新しい価値を生み出すというアクションリサーチにも通じるものである。アクションリサーチとは、社会心理学の祖である K.Lewin によって提唱された理論研究と現実のフィールドでの適用を相互循環的に推進して社会問題の解決にあたる介入研究のことである。この日常生活の計算モデル化とその計算モデルを知識として活用するアクションリサーチの試みも例えば傷害予防への応用などで進められている [10] [11]。

本稿では、人の日常生活行動の計算モデルをベイジアンネットとして構築し、子どもの行動推定を行う事例を通じて、日常生活の不確実性を扱う技術を紹介した。さらに人の心理や意図についても他の場面でも使用可能な再利用性の高い計算モデル、ユーザモデルを構築して扱う技術もサービス工学の文脈において進められている [12]。こうしたベイジアンネットでモデル化された確率的因果構造を用いることで、望ましい状態となる確率を上げるような統計的制

御を実行することで日常生活の中で人と協調しながら支援サービスを提供する様々なロボティクス技術の実現に寄与することが期待される。

参 考 文 献

- [1] 本村陽一, 岩崎弘利: ベイジアンネット技術. 東京電機大学出版局, 2006.
- [2] B.F. Skinner: Behavior of Organisms. Appleton-Century-Crofts, 1938.
- [3] 大津, 栗田, 関田: パターン認識—理論と応用—. 朝倉書店, 1996.
- [4] 本村陽一, 西田佳史: “ベイズ推定における事前分布のグラフ構造モデリングと実生活行動理解”, 情報処理学会論文誌コンピュータビジョンとイメージメディア CVIM, vol.18, pp.43-56, 2007.
- [5] 石川詔三, 河田諭志, 本村陽一, 西田佳史, 原一之: “日常生活行動における確率的因果構造モデルの構築と行動推定”, 人工知能学会全国大会, 3G3-04, 2008.
- [6] Y. Nishida, H. Aizawa, T. Hori, N.H. Hoffman, T. Kanade and M. Kakikura: “3D Ultrasonic Tagging System for Observing Human Activity,” Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2003), pp.785-791, 2003.
- [7] Y. Motomura: ‘BAYONET: Bayesian Network on Neural Network,’ Foundation of Real-World Intelligence. pp.28-37, CSLI Publications, 2001.
- [8] 本村陽一: “ベイジアンネットソフトウェア BayoNet”, 計測と制御, vol.42, no.8, pp.693-694, 2003.
- [9] 本村陽一: “大規模データからの日常生活行動予測モデリング~実サービスを通じたベイジアンネットワークの学習と推論~”, シンセシオロジー, vol.2, no.1, pp.1-11, 2009.
- [10] 本村陽一, 西田佳史: “サービス可能知識としての日常生活行動の計算モデル: 確率的因果構造モデリングによるアクションリサーチ”, 人工知能学会論文誌, vol.25, no.5, pp.651-661, 2010.
- [11] 本村陽一, 西田佳史: “日常生活における不確実性のモデル化と知識循環”, ヒューマンインタフェース学会, vol.13, no.1, pp.281-286, 2011.
- [12] 本村陽一: “サービス工学におけるユーザモデリング”, 電子情報通信学会誌, 平成 23 年 9 月号小特集 (投稿中), 2011.

本村陽一 (Yoichi Motomura)

1993 年電子技術総合研究所入所, 2003 年~産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター主任研究員, 2008 年~同研究所サービス工学研究センター大規模データモデリング研究チーム長. 2011 年~サービス工学研究センター副研究センター長. 統計数理研究所客員教授兼任. 博士 (工学). (日本ロボット学会正会員)