

ベイジネットを用いた時系列イベントに対する確率推論処理

佐藤 亮[†] 川島 英之[†] 北川 博之[†]

[†] 筑波大学大学院システム情報工学研究科

1 はじめに

近年、無線センサノードや GPS や RFID のような様々なセンサデバイスが使われている。これらのセンサデバイスから逐次配信されるデータをデータストリームと呼ぶ。データストリームを用いて実世界で生じるイベントを検知したり、あるいは検知結果から状況を推論する研究も行われている。この推論技法の代表的なものに、ベイジアンネットワーク [2] がある。ベイジアンネットワークを用いて実世界の状況を認識するシステムは多数開発されている。その例には状況推定 [1]、電子メールエージェント等がある。これらは時間的変動のない事象を対象としているため、動的な事象であるデータストリームを対象にしていない。そこで本研究は、時系列イベントに対するベイジアンネットワーク処理を関係演算子として実現し、連続的に確率推論を実現するシステムを提案する。ベイジアンネットワークを用いたストリーム推論を実現するために、ベイジアンネットワークを拡張する。ベイジアンネットワークをオブジェクト関係データモデルとして扱うことで、推論結果に対して関係演算処理が可能となる。また、ベイジアンネットワークへの入力イベント生起であるので、これを取得するため、入力データをベイジアンネットワークのイベントに変換する ASSOC 処理を提案する。この ASSOC 処理と確率計算を実行し、問合せに応じて確率的な結果を生成する BN 演算子を提案する。本研究では、以上の提案を実現し確率的データストリーム処理システムの構築を行う。

2 ベイジアンネットワークの拡張

ベイジアンネットワークのモデルにはイベントがどれほどの期間に亘り生起し続けるか考慮されていない。しかし、実世界におけるイベント生起は有限長である。これをモデル化するために、生起期間という概念をベイジアンネットワークに導入する。生起期間の例を図 1 に示す。時刻 t_2 においては A のみが生起している。時刻 t_3 では A と B、時刻 t_4 では B が生起している。すなわち、生起したとみなされるイベント

集合は、 $\{\{A\}, \{A,B\}, \{B\}\}$ となる。

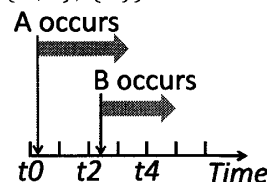


図 1: イベント生起期間

3 データストリーム処理システムへのベイジアンネットワークの導入

本節では、提案システムとベイジアンネットワークを用いた確率推論の関係演算子化について説明する。

3.1 ベイジアンネットワークの導入概要

本システムは、データストリームを受信し、確率的関係データを生成した後、既存の関係データと統合し、結果を出力する。この概要を図 2 に示す。ユーザは「部屋番号 103 を使用している人の名前と行動推論結果が欲しい」という問合せを登録している。システムはカメラストリームを入力として受信する。カメラ画像を使用して確率計算を実行し結果テーブルを生成する。この確率推論処理をリレーショナル代数のように使用するために新しく BN 演算子を提案する。この BN 演算子は 2 つの処理から構成される。1 つ目がデータストリームをベイジアンネットワークのイベントと対応付けする ASSOC 処理であり、2 つ目が、ベイジアンネットワークオブジェクトからテーブルを抽出する処理である。以上のように生成した確率的関係データと tableR の関係データを統合し、確率的データストリームとしてユーザに配信する。このようにして、不確実な情報を有したデータストリームに対する連続的問合せ処理を利用できる。

3.2 DB 内でのベイジアンネットワークの表現

ベイジアンネットワークの推論結果と、データベース内に格納されているデータを関係演算処理を用いて統合利用するために、ベイジアンネットワークを関係データベースに格納する。ベイジアンネットワークと関係データベースを自然に統合するため、オブジェクト関係データモデルを採用し、オブジェクトにベイジアンネットワークを格納する。そしてオブジェクト関係データベースのオブジェクトとして、ベイジアンネットワークの拡張データ型 (ADT) である BN 型を作成する。データベースにベイジアンネットワークを

Probabilistic Inference for Time Series Event Streams using Bayesian Networks

[†] Ryo SATO (punisiro@kde.cs.tsukuba.ac.jp)

^{††} Hideyuki KAWASHIMA (kawasima@cs.tsukuba.ac.jp)

[†] Hiroyuki KITAGAWA (kitagawa@kde.cs.tsukuba.ac.jp)

Graduated School of Information and Systems Engineering, University of Tsukuba ([†])

1-1-1 Tennodai, Tsukuba, Ibaraki 305-8573, Japan

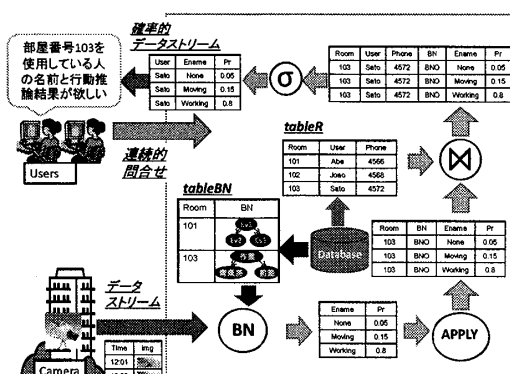


図 2: システムの概要

格納することで、関係テーブルに格納されているデータと同じようにベイジアンネットワークを扱うことができるようになる。

3.3 ベイジアンネットワークに対する入力

入力であるデータストリームがどのベイジアンネットワークのイベントと対応しているかわからないためデータストリームをイベント生起を示すデータに変換しなければならない。そこで、データストリームとベイジアンネットワークのイベントを対応付けるために、ASSOC 処理を提案する。

3.3.1 ASSOC 処理

ASSOC 処理は、システムの入力であるデータストリームがベイジアンネットワークのどのイベントが生起しているかを関連付けする処理である。この ASSOC 処理を導入することで、ユーザが独自の条件でデータストリームに対する推論処理が可能になる。ASSOC 処理は、情報源の属性名、BN が格納されている関係、行、列、BN のイベント名を指定することでタブルストリームをベイジアンネットワークのイベントと対応付ける。

3.4 ベイジアンネットワークからの推論結果抽出

DB 内に格納したベイジアンネットワークから確率計算実行後の確率値を抽出するために、BN 型を処理する BN 演算子を用意し、問合せに対応する。この詳細を下記で述べる。

3.4.1 BN 演算子

BN 演算子の入力タプルはデータストリームである。BN 演算子は、全入力タプルに対して、ASSOC 処理を実行し、ベイジアンネットワークのイベントと対応付ける。次に、イベント生起タプルを基に確率計算を実行する。そして、確率計算実行後のベイジアンネットワークから getNodeContent(output-attr, nodeset) メソッドを使用し指定したタプルを生成する。getNodeContent は nodeset で指定したベイジアン

```

MASTER 60sec
SELECT User, Ename, Pr
FROM tableBN CROSS APPLY
tableBN.BN.getNodeContent
((Ename,Pr),selectNname(=, "作業"))
JOIN tableR ON BNR.Room = tableR.Room
WHERE tableBN.Room = '103'
    
```

図 3: 問合せ例

ネットワークのノード集合から output-attr で指定した属性で構成するタプルに変換する。

4 問合せ言語

問合せ記述について述べる。問合せは、SQL ライクの構文にした。この例を図 3 に示す。3.1 節の図 2 における作業推論の問合せ要求例は図 3 のように記述できる。次に、各節の説明をする。MASTER 節では、提案システムに対する問合せを実行するタイミングを定義する。SELECT 節では、射影演算、集約演算を記述する。FROM 節は、問合せ対象とするテーブル名を記述する。BN 型に対する処理であるメソッドはここで記述する。WHERE 節では、FROM 節で選択したテーブルに対しての選択演算処理を記述する。

5 結論と今後の課題

本研究ではベイジアンネットワークを用いたデータストリーム処理モデル及び、関係データとの統合を提案した。提案モデルでは、ベイジアンネットワークに生起時間幅を持たせた。さらに、データストリームとベイジアンネットワークを対応付けるための ASSOC 処理を提案し、確率的関係データを生成する BN 演算子を提案した。以上より、ベイジアンネットワークと関係データベースとの連携を可能にするシステムを提案したと結論する。今後の課題は提案システムを実装と確率推論処理効率化の為に、索引を利用する手法の実装と評価である。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金基盤研究 (A) (# 21240005), 科学研究費補助金若手研究 (B) (# 20700078), 筑波大学 VBL 研究プロジェクトによる。

参考文献

[1] Masaya Kadota, et al. D-jenga: A parallel distributed bayesian inference mechanism on wireless sensor nodes. In Proc. INSS, 2006.
 [2] Richard E. Neapolitan. *Learning Bayesian Networks*, chapter 1. Prentice Hall, 2004.