

データストリーム処理へのベイジアンネットワークの導入

Introduction of Bayesian Networks for Data Stream Processing

佐藤 亮 ♥
北川 博之 ♠

川島 英之 ♦

Ryo SATO
Hiroyuki KITAGAWA

Hideyuki KAWASHIMA

本研究では確率推論の一技法であるベイジアンネットワークと関係ストリーム処理を統合するシステムについて述べる。ベイジアンネットワークはオブジェクト関係データモデルにおける ADT として格納される。ベイジアンネットワークへの入力イベント生起であり、これを取得するため、入力リレーションをイベントに変換する ASSOC 処理を提案する。さらに、この ASSOC 処理とベイジアンネットワークの確率伝播を実行し、問合せに応じて確率的タプルを生成する BNM 演算子を提案する。

そして ASSOC 処理を記述するための構文および問合せ言語について述べた後、ネットワークカメラを用いて作成した 6 ノードからベイジアンネットワークについて述べる。

This paper describes a system that integrates a probabilistic reasoning technique Bayesian networks and relational stream processing. Bayesian networks are stored in the form of ADT in the object relational data model. Inputs to a Bayesian network is event occurrences. To obtain them, we propose an operator that converts an input relation to events, and refer it to ASSOC processing. Next, we propose BNM operator. The BNM operator conducts ASSOC processing and probability propagation then it outputs probabilistic tuples with regard to a query. On the query, methods extract probabilistic tuples from graph structured Bayesian networks. And, we describe a syntax to describe query language. Then finally we describe a Bayesian network consisted of 6 nodes.

1. はじめに

近年、無線センサノードや GPS や RFID、ネットワークカメラ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は逐次大量のデータが生成されており、このような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][9]、麻酔行為表現、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静的な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していない。

そこで本研究は、ベイジアンネットワークを用いて不確実な状況を表す確率的データストリームを連続的に処理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データストリーム処理システムを構築するためには 3 つの課題がある。1 つ目は、ベイジアンネットワークから生成されるデータとデータベース内に格納されているデータとの関係演算処理を実行するために、グラフ構造であるベイジアンネットワークを関係データモデル内で表現する方法である。2 つ目は、データストリーム処理システムに対する入力であるデータストリームをベイジアンネットワークの各イベントに対応させる方法である。最後の 3 つ目は、グラフ構造であるベイジアンネットワークから、ベイジアンネットワーク内の各イベントの確率値等の情報を取得する方法である。本研究では、以上の 3 課題を解決し確率的データストリーム処理システムの構築を行う。

本論文の構成は以下の通りである。2 節ではベイジアンネットワークとデータストリームについて概説する。3 節では提案システム構築における 3 つの課題についての解決方法を説明する。4 節では提案システムの評価実験について述べる。5 節で関連研究と本研究を比較する。最後に 6 節では結論を述べる。

2. ベイジアンネットワークとデータストリーム

本節では、確率を用いるために使用しているベイジアンネットワークの説明と本研究で扱うデータストリームについて述べる。

2.1 ベイジアンネットワーク

不確実な状況を表現するためにベイジアンネットワークが広く用いられている。ベイジアンネットワークとは、確率的な因果関係をモデル化する手法であるグラフィカルモデリングの一つである。因果関係のある事象の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き確率分布群によってベイジアンネットワークは定義される。因果関係の有無を有向グラフで表す。また、因果関係の強さを条件付き確率で表す。各変数の条件付き確率分布は、本研究で対象とする離散的な確率変数の場合には、親ノードと子ノードの各変数がとる具体的な値ごとに割り当てられた条件付き確率を離散的な表、すなわち条件付き確率

♥ 学生会員 筑波大学大学院システム情報工学研究科
punisiro@kde.cs.tsukuba.ac.jp

♦ 正会員 筑波大学大学院システム情報工学研究科/計算科学研究センター
kawasima@cs.tsukuba.ac.jp

♠ 正会員 筑波大学大学院システム情報工学研究科/計算科学研究センター
kitagawa@cs.tsukuba.ac.jp

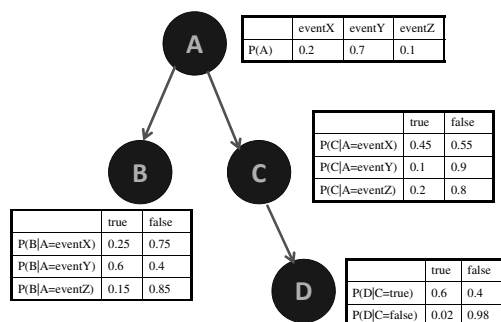


図1 ベイジアンネットワークの例

表 (Conditional Probability Table(CPT)) として表現する。図1にベイジアンネットワークの例を示す。このベイジアンネットワークはA, B, C, Dの4ノードで構成されている。本研究で扱うベイジアンネットワークは、それぞれのノードが true と false の2値だけを扱うだけでなく、ノードAのよう複数イベント (eventX, eventY, eventZ) も扱う。

2.2 データストリーム

近年、大量に流れ来るデータを効率的に処理する技術としてデータストリーム処理が注目されている。データストリームとは、センサデバイスなどの情報源から逐次配信されるデータのことであり、データストリームに関する研究は2002年頃 [6] から始まった。当初は関係データ演算をストリームモデルに適用させ、処理系において性能を追求する研究が行われたが、現在では多様なアプリケーションに特化した専用問合せ言語を持つ専用システムに関する研究が多数行われている。本システムでは、データストリームを受信しイベント生起を表わすタプルに変換して、確率的データストリームという各タプルに確率値が付与されているデータストリームをユーザに配信する。

3. データストリーム処理システムに対するベイジアンネットワークの導入

本節では、データストリーム処理システムに対するベイジアンネットワークの導入における3つの課題の解決方法と提案システムの処理について述べる。

3.1 DBにおけるベイジアンネットワークの表現

本節では、グラフ構造であるベイジアンネットワークのDB内における表現方法について述べる。

3.1.1 オブジェクト関係データモデル

ベイジアンネットワークの推論結果と、DB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。ベイジアンネットワークは

グラフ構造を有するため、そのままでは関係データベース内で扱うことができない。この問題を解決するために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) を作成する。ADTとしてBN-Obj型を定義し、ベイジアンネットワークのオブジェクトを格納する。BN-Objを作成することにより、今まではデータベースに蓄えられていなかったベイジアンネットワークをデータベース内に格納可能になる。データベースにベイジアンネットワークを格納することで、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、関係演算子 (選択, 射影, 結合等) を使用可能になる。

3.2 ベイジアンネットワークに対する入力

提案システムは、センサデバイス等から生成されるデータストリームを受信し、window演算 [10] を適用してデータストリームを有限長の関係データに変換し、そのデータに基づきベイジアンネットワークの各イベントの確率計算を実行する。そのとき、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不明なので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。また、本システムが扱うデータモデルには、関係データモデル (R)、データストリームモデル (S)、確率的関係データモデル (PR)、そして確率的データストリームモデル (PS) の4種類がある。これら異なるデータモデルを統合的に扱うためには、モデル変換演算子が必要になるため、データモデルを変換する演算子を導入する。

3.2.1 ASSOC処理: 入力データストリームとベイジアンネットワークとの関連付け

window演算により関係データに変換されたデータに対して、ASSOC処理を適用すると、入力データ1タプルにつき1タプルのイベント生起情報を含む関係データが生成される。なお、window演算におけるwindow幅はこのASSOC処理を定義するASSOC構文に記述される。構文の詳細は3.5節で述べる。

3.2.2 データモデル変換演算子

本提案システムで扱うデータモデルは4種類であるから、全ての組合せを考えると $16 (= 4 \times 4)$ 種類のモデル変換演算子が考えられるが、本研究では7つのモデル変換演算子のみを扱う。その他9つのモデル変換演算子は、本研究で扱う7つのモデル変換演算子の組合せや、PSは入力としては出現せず出力のみ出現する事などを考慮し、定義しない。そして、本研究ではベイジアンネットワークと関係データベースとの統合を行なうために、ベイジアンネットワークが有する確率的データモデルを確率的関係データモデルへと変換する演算子を導入する。

これら7つのモデル変換演算子は3種類の状況で用いられる。それらの状況は、提案システムへの入力時、提案システムからの出力時、そして提案システム内での処理時である。

- 提案システムへの入力時
 - S-to-R (Stream to Relation)

入力データストリームを有限の関係データに変換する。
S-to-R には window 演算がある。

- 提案システム内での処理時
 - R-to-R (Relation to Relation)
関係データから関係データを導出する。R-to-R は通常
の関係演算子を全て含む。
 - PR-to-PR (Probabilistic Relation to Probabilistic Relation)
確率の関係データから、確率的関係データを導出する。
R-to-R 演算子とは異なり、問合せ処理においてタプル独
立性を保つ問合せ計画が立案される必要がある [8]。さ
らに、ベイジアンネットワーク上のイベント生起確率を
確率的关系データへ変換する。
 - R-to-PR (Relation to Probabilistic Relation)
関係データを確率的关系データへと変換する。確率的关系
データと関係データとの結合の時に、関係データは本
演算子を適用する必要がある。
 - PR-to-R (Probabilistic Relation to Relation)
確率的关系データを関係データへと変換する。
- 提案システムへの出力時
 - PR-to-PS (Probabilistic Relation to Probabilistic Stream)
確率的关系データを確率的データストリームに変換
する。
 - R-to-S (Relation to Stream) 関係データをデータストリー
ムに変換する。

3.3 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を実行
後の確率値を抽出するとき、BN-Obj 型はオブジェクト型である
ため、通常の関係演算子に適用できない。これを解決するため
に、本提案システム特有のベイジアンネットワークメソッド演算
子(以下 BNM 演算子)を BN-Obj 型に用意し、BN-Obj をタプル
に変換することで、問合せに対応する。この詳細を下記で述べる。

3.3.1 BNM 演算子

本提案システムでは、リレーショナル演算子や window 演算子
の他に、イベント生起のタプルを入力として受取り、その情報を
基に確率計算を実行し、タプルを生成するメソッド群を BNM 演
算子として扱う。

BNM 演算子の入力タプルは window 演算後の有限長のタプル
である。BNM 演算子は、全入力タプルに対して、ASSOC 処理
を実行しイベント生起のタプルを変換し、イベント生起タプルと
3.3.3 節で説明する lifespan により現在生起しているイベントを
決定し確率計算を実行する。確率計算を実行後のベイジアンネ
ットワークから 3.3.2 節で述べるメソッドを使用し指定したタプル
を生成する。BNM 演算子は複数タプルを生成することもある。
複数イベントを扱うベイジアンネットワークのノードでは、1 つ
のノードで同時に複数のイベントが生起することは有り得ないた
め、同じノードのイベント生起のタプルを複数個受け取った場合
には、最新のタプルのイベント生起のみ適用する。

3.3.2 タプル生成メソッドの定義

グラフ構造である BN-Obj 型から確率値を有するタプルを抽出
するためのメソッド、getNodeContent() を本節で定義する。

■getNodeContent(output-attr, nodeset) getNodeContent()
は nodeset で指定したベイジアン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。

■output-attr output-attr は Time, Id, Node, Ev, Pr から好
きな属性を指定して出力する。出力する属性は複数でも可能で
ある。Time は時間、Id はノードの ID 番号、Node はノードの
名前、Ev はイベントの名前、Pr は確率値の属性である。例え
ば、全ての属性を出力したい時には、getNodeContent(*, nodeset)
と記述すれば良い。又、Ev, Pr の 2 つの属性が欲しい時は、
getNodeContent((Ev,Pr), nodeset) と記述すれば良い。

■nodeset nodeset は、ベイジアンネットワークオブジェクト
から、任意のノード集合を選択する。ノード集合を抽出する構文
を図 2 の BNF に示す。get は、nodeset により抽出されたノード
の子や親や兄弟ノードを抽出する。そして select は、条件に一致
するノードを抽出する。引数の value は任意の数値である。

```

nodeset ::= monadic | dyadic
dyadic ::= nodeset aggregate nodeset
monadic ::= getNode | selectNode
get ::= getChild(nodeset) |
      getParent(nodeset) |
      getSibling(nodeset)
select ::= selectTime(compare, value) |
          selectId(compare, value) |
          selectEv(compare, value) |
          selectPr(compare, value) |
          selectNode(compare, value)
aggregate ::= U | ∩ | -
compare ::= < | <= | = | >= | > | <>

```

図 2 BNF of nodeset

3.3.3 ベイジアンネットワークモデルの拡張

2.1 節で定義したベイジアンネットワークのモデルには生起
期間の概念が無い。あるイベントが生起したら、その一瞬だけ
イベントが生起することは不自然なので、Lifespan を導入する。
Lifespan はイベントの生起期間を表す。Lifespan の例を図 3 に示
す。図 3 中の下向矢印はノードの生起を示し、右向矢印の長さは
イベント生起期間を示す。図 3 において、時刻 t2 においてはイ
ベント A のみが生起している状態を表す。時刻 t3 ではイベント
A とイベント B が生起している状態を表す。そして時刻 t4 では
イベント B が生起している状態を表す。すなわち、問合せが時刻
t2, t3, t4 で実行されたとすると、それぞれイベント A、イベント
A とイベント B、イベント B が生起しているとみなされてベイジ
アンネットワーク中で確率伝播が実行される。

3.4 システムの処理の流れ

以上のようにしてベイジアンネットワークをデータストリーム
処理システムに導入した。ここで、本提案システムの処理の流れ

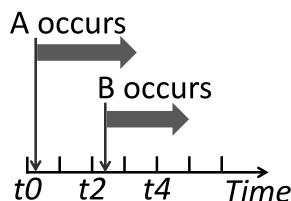


図3 Lifespan

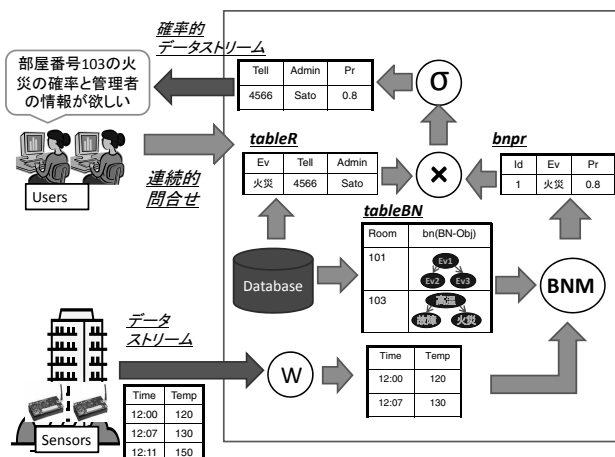


図4 処理の流れ

を説明する。

提案するシステムは、データストリームを入力として受信し、ベイジアンネットワークを用いて確率的関係データを生成した後、それと既存の関係データと統合し、その結果を確率的データストリームとして出力する。図4に本システムの処理の流れを示す。ユーザは本システムに対して「部屋103の火災の確率と、火災時の問合せ先の情報が欲しい」という連続的問合せを登録している。システムはセンサからのデータストリームをwindow演算子を用いて有限長の関係データに変換する。BNM演算子は図4の例では、ASSOC処理を適用し、温度の数値データを「高温」というイベントの生起に変換している。このイベント生起のテーブル1つを受け取り、その情報に基づいて「火災」の確率値を計算し、確率的関係データを生成する。上記のように生成した確率的関係データと既存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。このようにシステムはユーザが欲しい不確実な情報を既存の関係データと統合し配信できる。

3.5 問合せ言語

最後にユーザがシステムに対してどのような問合せを記述するかについて述べる。問合せは、ユーザが容易に記述できるようにSQLライクにした。この例を図5、図7に示す。

図5の問合せ例は、tableBNというテーブルから、RoomN = '103'であるタプルに格納されているベイジアンネットワークに対して、Pr>0.5のイベントの情報を10秒間隔で要求している。このとき、ASSOC節以下でsensor1からの属性名tempというデータをwindow幅5タプルでNodeAの'eventX'というイベントに変換している。この時Pr>0.5のイベントがeventXと

```
MASTER 10sec
SELECT  bn.getNodeContent
        (*,selectPr(>,0.5))
FROM    tableBN
WHERE   tableBN.Room = '103'
ASSOC   FROM      sensor1[5]
        TO        tableBN.BN
        WHERE     tableBN.Room = '103'
CONDITION WHEN      sensor1.temp > 50 AND
        BN.Node = 'NodeA' THEN 'eventX'
```

Time	Id	Node	Ev	Pr
T1	1	NodeA	eventX	1
T1	2	NodeB	eventB	0.8

図5 問合せ例1

eventB だとする。この問合せ結果として図5の下に示す確率的データストリームがユーザに配信される。

3.5.1 各節の説明

図5を用いて各節の説明をする。

■MASTER節 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。Masterは時間幅のパラメタにより決定される。例えば10秒毎や、1時間毎などである。

■SELECT節 SELECT節では、射影演算、集約演算を記述する。BN-Obj型に対する処理であるgetNodeContent()メソッドはここで記述する。また、ベイジアンネットワークから生成されるタプルが複数存在する可能性があるため、メソッドから生成されたタプルはUNNEST操作を用いて平坦化を行うことにより、第一正規形に変換する。

■FROM節 FROM節は、問合せ対象とするテーブル名を記述する。

■WHERE節 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。

■ASSOC節 ベイジアンネットワークと対応付けを行う情報源をFROM節で記述する。TO節とWHERE節で対応するベイジアンネットワークのイベントが格納されているテーブル名と属性名を記述する。CONDITION節で対応するイベント名と条件を記述する。情報源を選択するときにwindow幅も指定する。又、ASSOC構文は図6のように予め登録して、図7のようにしてASSOC構文を使用することも可能である。この時WINDOW幅はASSOCを使用するときに指定する。

```
CREATE ASSOC sensor1
FROM      sensor1
TO        tableBN.BN
WHERE     tableBN.Room = '103'
CONDITION WHEN      sensor1.temp > 50 AND
        BN.Node = 'NodeA' THEN 'eventX'
```

図6 ASSOC構文の登録


```

MASTER 10sec
SELECT  bn.getNodeContent
        (*,selectPr(>,0.5))
FROM    tableBN
WHERE   tableBN.Room = '103'
USING   ASSOC  sensor1[5]

```

図7 問合せ例2

4. 実環境への適用

ベイジアンネットワークがデータストリーム処理に応用可能か評価する為に、実データを用いてベイジアンネットワークを構築し評価した。確率推論を実行するベイジアンネットワークは図9を用いた。このベイジアンネットワークはカメラにより撮影された背景画像(図8)や working 時の画像1~3, 一つ前に撮影した画像を比較画像として、現在撮影した画像との差分画像の絶対値ノルムの値をノードのイベントとして扱う。上記の差分値を用いることにより現在の部屋の状態を推論する。部屋の状態は、人が机で作業しているイベントである“Working”, 人が動いているイベントである“Moving”, そして何もイベントが生起していない“None”の3つである。

各ノードの説明は以下の通りである。

- Event: 現在部屋で生起している状況(イベント数3: Working, Moving, None)
- Background: 背景画像(図8)との差分値(イベント数10)
- Before: 一つ前に撮影した画像との差分値(イベント数8)
- Working1: Working 時の画像1との差分値(イベント数12)
- Working2: Working 時の画像2との差分値(イベント数12)
- Working3: Working 時の画像3との差分値(イベント数10)

教師データとして1400枚の画像データを用いてベイジアンネットワークを構築した。確率計算後のノード“Event”の各確率値が何%以上の時にそのイベントが生起しているとみなしたとする。画像データをランダムに100枚使用し、画像によって推論したイベントと現実の部屋の状態と同様かどうかを検証。結果を図10に示す。どれも高い正解率を示しているの、ベイジアンネットワークによる推論が可能だと言える。

5. 関連研究

本システムと同じように、データストリームを連続的に処理するシステムは多数存在する。

代表的なものでは、STREAM [4], Aurora [5], TelegraphCQ Borealis WaveScope そして StreamSpinner [3] 等がある。これらのシステムではデータストリームに対する連続的問合せ処理を行うが、不確実な状況を表す確率的データストリームについては考慮していない。ストリーム処理と関係データ処理の違いに、演算子が Stateless か Stateful かという点がある。これまでの研究では結合演算子と集約演算子 [11] の Stateful 化が研究されてきた。我々が導入した lifespan により BNM 演算子は Stateful となるが、

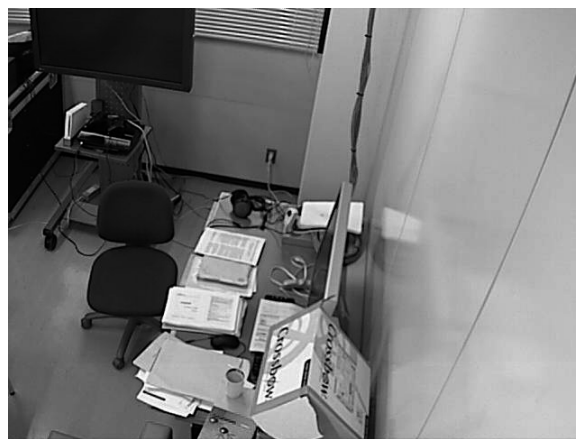


図8 背景画像

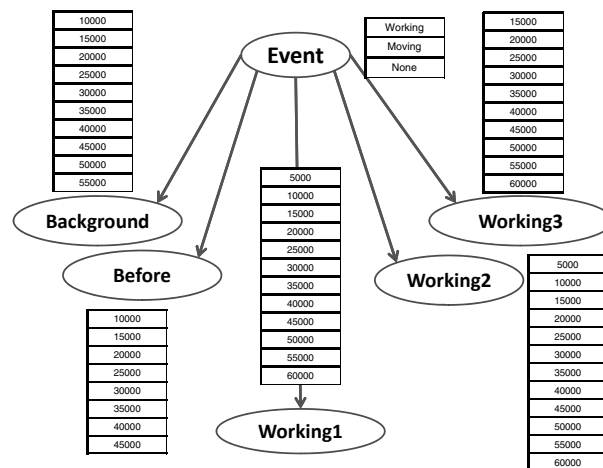


図9 構築したベイジアンネットワーク

	確率値 85% 以上	確率値 90% 以上	確率値 95% 以上
検出率	0.98	0.96	0.92

図10 実験結果

このような演算子を研究している例は、我々の知る限り他に存在しない。

確率的データベースを用いて不確実性を扱う研究には、Stanford 大学 Trio プロジェクトの ULDB [7] が存在する。ULDB は来歴を用いて確率計算を実行する。しかし、本研究のようにベイジアンネットワークなどの手法を用いてデータベース内で推論し、確率値を含むタプルを新しく生成することについては考慮されていない。さらに ULDB は関係データ処理を対象とし、ストリームは扱わない。

ベイジアンネットワークを使用し、データストリームを扱う研究には、D-JENGA [1] がある。D-JENGA はセンサデバイスから得られる信号データを対象に確率計算をするが、本研究はセンサデバイスから得られるデータを解析した後に生成される、イベントストリームを対象に確率計算を実行する。さらに、本研究は確率推論のみならず関係演算子全般を対象とするが、D-JENGA は

ベイジアンネットワークしか計算対象としていない。

ベイジアンネットワークを用いた、状況推定を目的とした研究に [9] がある。この研究は、ベイジアンネットワークを用いて確率計算を実行し、状況推定を行っているが、データストリームを対象にしておらず、他のデータとの統合利用についても言及していない。

6. 結論と今後の課題

実世界状況を連続的に監視するシステムを支援する基盤技術の開発を目指し、本研究では研究課題として、確率的表現と連続的問合せモデルを有する技術の開発を取り上げた。そこで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、データベースとの統合を提案した。提案モデルでは、関係演算処理をするためにグラフ構造であるベイジアンネットワークを DB に格納した。さらに、データストリームとベイジアンネットワークの各イベントを対応付けるための ASSOC 処理を提案し、イベント生起のデータによりベイジアンネットワークの確率計算を実行し、確率的関係データを生成する BNM 演算子を提案した。さらに、確率的データとデータベースのデータとの統合を可能にした。

以上より、本研究では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モデルを提案したと結論する。

今後の課題は以下の通りである。(1) 提案システムを実装する。すでに選択、射影、結合、集約、和、窓の演算子を処理可能な μ SPE を準備済である。同 μ SPE への BNM 演算子導入を速やかに行う。(2) 実験で用いたベイジアンネットワークを使用してカメラデータによる実環境での状況推論の実験を行う。また、本研究ではカメラを 1 台のみ用いてベイジアンネットワークを構成したが、我々は既に 30 台程度のネットワークカメラを室内に敷設している。それゆえ複数台のカメラから得られるデータを元にして大規模なベイジアンネットワークを構成し、研究室環境における状況推定アプリケーションを稼働させる。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金基盤研究 (#18200005)、筑波大学 VBL 研究プロジェクトによる。

[文献]

- [1] Masaya Kadota, Hiroto Aida, Jin Nakazawa, and Hideyuki Tokuda. D-jenga: A parallel distributed bayesian inference mechanism on wireless sensor nodes. Proc. of the International Conference on Networked Sensing Systems, 2006.
- [2] Richard E. Neapolitan, Learning Bayesian Networks, Prentice Hall, 2004
- [3] Shinichi Yamada, Yousuke Watanabe, Hiroyuki Kitagawa, and Toshiyuki Amagasa. Location-based information delivery using stream processing engine streamspinner. Proc. of the International Conference on Mobile Data Management p. 57, 2006.
- [4] The STREAM Group, STREAM: The Stanford Stream Data Manager, IEEE Data Engineering Bulletin, 2003.
- [5] Daniel J. Abadi and Donald Carney and Ugur Cetintemel and Mitch Cherniack and Christian Convey and Sangdon Lee and Michael Stonebraker and Nesime Tatbul and Stanley B. Zdonik, Aurora: a New Model and Architecture for Data Stream Management, VLDB Journal, 2007,
- [6] Brian Babcock, Shivnath Babu, Mayur Datar, Rajeev Motwani, and Jennifer Widom. Models and Issues in Data Stream Systems. In ACM Symposium on Principles of Database Systems, 2002.
- [7] O.Benjelloum, et al. Uldbs: Databases with uncertainty and lineage. Proc. VLDB, 2006.
- [8] N. Dalvi and D. Suciu. Efficient query evaluation on probabilistic databases. In Proc. of VLDB, 2004.
- [9] 石川詔三, 本村陽一, 河田諭志, 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論. The 22nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2008.
- [10] A. Arasu, S. Babu, and J. Widom. The cql continuous query language : semantic foundations and query execution. The VLDB Journal, 15(2) : 121-141, 2006.
- [11] Mayur Datar, Aristides Gionis, Piotr Indyk, and Rajeev Motwani. Maintaining Stream Statistics over Sliding Windows. SIAM Journal on Computing, Volume 31, Issue 6, Pages 1794 - 1813, 2002.

佐藤 亮 Ryo SATO

筑波大学大学院システム情報工学研究科在学中. 2008 年筑波大学第三学群情報学類卒業. センサデータ管理に関する研究に従事. 日本データベース学会学生会員.

川島 英之 Hideyuki KAWASHIMA

2005 年慶應義塾大学大学院理工学研究科開放環境科学専攻後期博士課程修了. 同年, 慶應義塾大学理工学部助手. 2007 年筑波大学大学院システム情報工学研究科講師, ならびに計算科学研究センター講師. 博士 (工学). センサデータ管理に関する研究に従事. 情報処理学会, ACM 各会員.

北川 博之 Hiroyuki KITAGAWA

1978 年東京大学理学部物理学科卒業. 1980 年同大学理学系研究科修士課程修了. 日本電気 (株) 勤務の後, 1988 年筑波大学電子・情報工学系講師. 同助教授を経て, 現在, 筑波大学大学院システム情報工学研究科教授, ならびに計算科学研究センター教授. 理学博士 (東京大学). 異種情報源統合, XML とデータベース, データマイニング, センサデータベース, WWW データ管理等の研究に従事. 著書「データベースシステム」(昭晃堂), 「The Unnormalized Relational Data Model」(共著, Springer-Verlag) 等. 日本データベース学会理事, 情報処理学会フェロー, 電子情報通信学会フェロー, ACM, IEEE-CS, 日本ソフトウェア科学会, 各会員.