連続測定データに対する確率的定性推論の高速化

学生員 王 平 (大阪大学)

学生員 山崎 高弘 (大阪大学)

正員 湯本 真樹 (大阪大学)

正員 大川 剛直 (大阪大学)

正員 薦田 憲久 (大阪大学)

非会員 宮坂 房千加 (山武ビルシステム)

An Efficient Stochastic Qualitative Reasoning with Continuous Observation Data

Ping Wang, Student Member, Takahiro Yamasaki, Student Member, Masaki Yumoto, Member, Takenao Ohkawa, Member, Norihisa Komoda, Member (Osaka University), Fusachika Miyasaka, Non-member (Yamatake Building Systems Corporation)

A stochastic qualitative reasoning method has been developed for fault diagnosis of building air conditioning systems. In this method, the fault part can be identified by 'agreement rate', which is a parameter that shows how reasoning behavior reflects observations. However, when agreement rate is calculated at a certain point of time, reasoning must be done with several unit times from that point. Accordingly, it is inefficient to do reasoning several times at each point.

In this paper, a continuous qualitative reasoning method is proposed. In this method, reasoning is done from the beginning of observations to the end. In addition, a technique for estimating the minimum existence probability, which is used to remove the states with small occurrence, is introduced. As results, the performance has increased about 40 times in comparison with previous method.

キーワード：確率的定性推論、測定値一致度、連続的定性推論、最小存在確率

1. はじめに

ビル空調システムのように、構成要素間の定量的かつ詳細な定式化が困難な対象の故障診断においては、定性推論による故障検出方法が有効である⁽¹⁾。著者らはこれまで、システムの確率付定性モデルをもとにその挙動を確率的に導出する確率的定性推論手法^{(2)~(4)}を提案している。この方法では、定性推論の曖昧性による推定状態の爆発的な増加を防ぐため、推定された状態に存在確率を持たせ、確率の低い状態を消去することで状態の生成を抑制する⁽⁵⁾。また、推定挙動が実際に観測された測定値との整合度を測定値一致度という評価値で表す。これまで、ある測定値系列についての故障診断では、その測定値系列の各測定時刻ごとに、測定値一致度を計算し、それを評価することで、故障箇所を特定している。ある時刻における測定値一致度は、その時刻からある程度の時間の測定値をもとに確率的定性推論を行い、推論の結果として計算している。しかしながら、この方法では、各測定時刻において複数回の推論が行

われることになり、効率が悪い。そこで、測定値系列の最初から最後まで継続的に定性推論を行う連続的定性推論手法を考える。また、連続的に定性推論を実行することで、推定状態は安定に推移し、状態の分布も定常になる。この性質を利用し、生成状態の増加を抑える手法も考案する。本論文では、連続的定性推論に効率的状態生成を導入した定性推論の高速化手法を提案する。

2. 確率的定性推論の概要

〈2・1〉 確率付定性モデル 確率付定性モデルの例を図1に示す。この図において、□がノード、◇が関数、→がアークであり、アークに付加している規則が伝播規則である。以下にこれらの説明を行う。

ノード 対象各要素を表す。各ノードはいくつかに分類された定性値によって特徴づけられる。例えば、温度などの定量値を「暑い」、「やや暑い」、「普通」、「やや寒い」、「寒い」の5段階に分割し、それぞれ A ~ E の定性値を割り当てる。

図 1 確率付定性モデルの例
Fig. 1. An example of qualitative model

アークと伝播規則 2つのノード間の影響伝播をアークとして表す。影響が伝わる方向をノード間のアークの矢印で表し、各アークには、伝播規則を付与する。アークの伝播規則は、影響の受け方、遅延時間により決定し、それぞれの規則には適用される確率が与えられている。影響の受け方は、

- + ...アーク元ノードの変化と同じ変化が起こる
- std...アーク元ノードの変化の影響を受けない
- ...アーク元ノードの変化と逆の変化が起こる

の3種類がある。さらに、+、-の場合は、その影響がどれくらい後に伝播するかを遅延時間で示す。

図1において、ノード1の定性値がC、ノード2の定性値がCである時、ノード1の定性値がCからBに上がったとする。この時、伝播規則(std)を選択すればノード2には影響が伝わらず、ノード2の定性値はCのままである。しかし、伝播規則(-1)を選択すると、ノード1の定性値の変化と逆の変化が伝わり、ノード2の定性値は、1単位時間後にCからDに下がる。

関数 アークの伝播規則によっては表せない因果関係を表現する。これはアーク先の変化が、アーク元の定性値自体によって決まる場合を表す。関数の入力を入力ノードの定性値であり、出力は出力ノードの定性値変化方向とそれぞれが選択される確率である。3つの変化方向(Up, Down, Const)の確率の合計は1.0である。関数の一例を表1に示す。

表 1 関数の例の一部 (単位%)
Table 1. A part of a function

ノード1 の定性値	変化	ノード2の定性値				
		A	B	C	D	E
C	up	90	60	20	0	0
	const.	10	40	60	40	10
	down	0	0	20	60	90
D	up	100	90	60	20	0
	const.	0	10	40	60	40
	down	0	0	0	20	60

表1の関数について、ノード1の定性値がC、ノード2の定性値がBである場合は、関数の出力先であるノード3の定性値の変化方向とその選択確率は以下になる。

- 定性値が上がる。... 確率 60%
- 定性値は変化しない。... 確率 40%
- 定性値が下がる。... 確率 0%

〈2・2〉 確率的定性推論 推論を行う際、対象定性モデルの全てのノードの定性値の組を一つの状態として扱う。これらの状態にはその存在確率を付与し、存在確率が高い状態ほど実際に起こり得る可能性が高いとみなす。確率的定性推論の手順は以下の通りである。

初期状態を設定し、その存在確率を1.0とする。その後以下の(1)~(4)を単位時間(測定値のサンプリング間隔)毎に、指定された時間分実行する。

(1) 最小存在確率の推定

(1-1) 親状態の集団から、ある定めた個数 m のだけの親状態をランダムに選ぶ。選ばれた全ての親状態について状態遷移により生成され得る子状態のうち1つだけをランダムに選択し、 m 子の子状態のサンプルをとる。

(1-2) サンプリングした m 個の子状態の存在確率を降順に並び替え、順に足していった合計値がしきい値を超えところの存在確率を最小存在確率とする。

(2) 状態の生成

全ての親状態から、取り得る可能性のある全ての伝播規則と関数出力の変化を用いて、全ての子状態を生成する。子状態生成過程において、状態遷移ごとの存在確率算出の後に最小存在確率との比較を逐次行い、存在確率が最小存在確率より低い場合は、その時点で子状態生成を中止する。

(3) 測定値不一致状態の消去

残った状態と実際に観測された測定値とを比較し、一致しない状態を消去する。また、全く同じ状態は、存在確率を足し合わせてまとめる。

(4) 残存状態の存在確率の正規化

残った状態の存在確率の合計で、それぞれの存在確率を割り、合計が1.0になるよう正規化する。それらの状態を次の親状態群として次の時刻(単位時間後)へ進み、(1)以降を繰り返す。状態が残らなかった場合は、モデルと測定値系列が一致していないとして、推論を終る。

〈2・3〉 測定値一致度 確率的定性推論により推定された挙動が測定値系列とどの程度一致しているかを表す指標として、測定値一致度を用いる。測定値一致度は単位時間毎に生成された子状態のうち、測定値に整合するものの割合を、推論の全時刻を通して相乗平均したものと定義され、0以上1以下の値をとる。この値が1に近付くほどシステムの実挙動がモデルから導かれた挙動でよく説明できることになる。

3. 確率的定性推論の高速化手法

〈3・1〉 連続的定性推論 測定値一致度の定義から自明なように、推論によって推定された挙動が実際の挙動をどの程度反映しているかは、ある瞬間において存在している状態からではなく、一連の状態の遷移から判断される。一方で、故障診断を行うため、各測定時刻における測定値一致度を求める必要がある。このため、これまでの推論では、図2のようにある時刻における測定値一致度を求める際には、その時刻からある程度の単位時間分(例えば6単位時間分)の測定値をもとにして計算していた。

図2 単位時刻ごとの定性推論

Fig. 2. An qualitative reasoning done at every unit time

しかしながら、この方法では、単位時刻ごとに測定値をずらして推論をすることとなり、同じ測定時刻において複数回の推論が行われている。そこで、図3のように各時刻における推論は、測定時刻の最初から最後まで一回で終わらせ、各測定時刻における測定値一致度は、推論途中のある程度の単位時間分の結果から算出する。これにより、推論時間の短縮を行い、高速的定性推論を実現する。

図3 連続的定性推論

Fig. 3. The continuous qualitative reasoning

〈3・2〉 最小存在確率の流用による状態生成の効率化

〈3・2・1〉 最小存在確率の流用 これまで確率的定性推論において、生成状態数を制限するため、シキイ値を導入し、発生しにくい状態は消去するという枠組を導入している。この中では、図4に示すように存在確率が低い推定状態を、起こり得にくい状態として消去する際に基準となる最小存在確率を、モンテカルロ法を用いて予め推定し、生成される状態の存在確率が最小存在確率を下回った時点でその状態の生成を中止する。

一方、定性推論においては、対象システムの状況が大きく変化した場合や、推論開始時を除き、状態は比較的安定に推移する。従って、上記のように連続的な推論を行った場合には、その多くの部分において、定常的な状態遷移が

図4 最小存在確率の決定

Fig. 4. Determination of minimum existence probability

生じていることが期待できる。すなわち、サンプリングで取り出される状態もほぼ定常になり、最小存在確率もほとんど変化しなくなる。このような場合、単位時間ごとに最小存在確率を求める必要はなく、一単位時間前の最小存在確率を流用できると考えられる。そして、測定値及び状態数などの変化をみていきながら、それらの値が大きく変わった時に、サンプリングし直して、最小存在確率を更新するという方式をとることができる。これにより、従来の方法より最小存在確率を決定する手間を大きく削減し、より高速にシステムの挙動を推定することができる。

〈3・2・2〉 最小確率の推定方法 上記に述べたように、確率的定性推論において、推定された状態は比較的稳定な場合は、最小存在確率が流用できるが、対象システムの状況が大きく変化した場合は、状態分布も大きく変化し、最小存在確率を求め直す。対象システムの状況の大きな変化は以下の三つが考えられる。

- (1) 測定値系列に変化があった。
- (2) 測定値系列に変化はないが、1単位時間前の最小存在確率とその前の最小存在確率と比べある程度変化した。
- (3) 測定値系列に変化はないが、1単位時間前の状態数とその前の状態数と比べある程度変化した。

そして、上記の三つの変化のいずれかに当てはまれば、最小存在確率を計算しなおし、その以外の場合は1単位時間前の値を流用して、推論を行う。

4. 定性推論高速化の適用

本研究では、高速化した定性推論方式を図5に示された低温送風空調システム(VAVシステム)に適用し、連続的定性推論を行う。

VAVシステムの目的は給気温度と室内風量によって室温を制御することである。ファンと冷凍機では外気から給気がつくられ、各VAVバルブへ送られる。VAVバルブでは風量が室温の設定値と測定値との差に応じて制御されて室内

風量となり、この大小によって室内温度を制御することになる。一つの VAV システムの定性モデルは図 6 に示す。

図 5 VAV システム計装図
Fig. 5. A VAV system

図 7 推定された最小存在確率の比較
Fig. 7. A comparison of minimum existence probability

図 6 VAV システムの定性モデル
Fig. 6. The qualitative model of VAV system

図 5 に示される VAV システムを対象にして、システムが実際に稼働している間に得られた 40 単位時間分 (1 単位時間は 15 分) の測定値データに対して、従来のサンプリング手法と高速化した手法を用いて、それぞれ定性推論を行った。推論の時、最小存在確率の更新条件は以下のようである。

- (1) 測定値系列に変化があった。
- (2) 測定値系列に変化はないが、1 単位時間前の最小存在確率とその前の最小存在確率と比べ 10% 変化した。
- (3) 測定値系列に変化はないが、1 単位時間前の状態数とその前の状態数と比べ 10% 変化した。

8 月 6 日のデータを例として、それぞれの手法での最小存在確率の変化を図 7 に示す。また、それぞれの場合の計算時間を表 4 に示す。

図 7 から、従来の時刻ごとのサンプリング手法で計算された最小存在確率と提案した高速化手法で推定された最小存在確率はそれほど差は出ず、この手法が妥当なものであることがわかった。表 2 から提案した高速化手法で推論時間が従来の方法と比べて、ほぼ 1/40 程度に抑えられていることがわかった。

表 2 実データに対する推論時間の比較
Table 2. A comparison of reasoning time

日時	サンプリング手法	高速化手法
	計算時間	計算時間
8/6	38 分 40 秒	42 秒
8/9	38 分 02 秒	1 分 29 秒
8/13	43 分 04 秒	1 分 28 秒
8/14	39 分 16 秒	1 分 28 秒
8/15	44 分 21 秒	1 分 40 秒
8/16	39 分 54 秒	2 分 00 秒
8/21	43 分 42 秒	1 分 09 秒

5. 結 論

本論文では、確率的定性推論の高速化について、連続的定性推論による高速化及び最小存在確率の流用による推論の効率化手法を提案した。提案した高速化した定性推論では、連続的に推論することができ、推論時間も大幅に短縮でき、高速化が実現できたことを確認した。
(平成 11 年 5 月 31 日受付, 同 11 年 11 月 1 日再受付)

文 献

(1) 石田好輝: “定性推論の大規模システムの診断への応用,” 情報処理, vol.32, no.2, pp.137-144 (Feb. 1991).

(2) 三原克史, 青野慶久, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率的定性シミュレーションによるビル空調設備故障診断方式,” 計測自動制御学会論文集, Vol.31, No.9, pp.1510-1518 (1995.9).

(3) M. Yumoto, T. Ohkawa, N. Komoda and F. Miyasaka: “Practical Application of Stochastic Qualitative Reasoning to Fault Detection of Building Air Conditioning Systems, in Proc. of Tenth International Workshop on Qualitative Reasoning,” pp. 283-291 (1996.5)

(4) 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “確率的定性推論によるビル空調用熱源システムの不具合検知方式,” 電気学会 C 部門論文誌, Vol.115, No.11, pp.1281-1287 (1996.11).

(5) 湯本真樹, 大川剛直, 薦田憲久, 宮坂房千加: “故障診断のための効率的な確率的定性推論方式,” 計測自動制御学会論文集, Vol.34, No.2, pp.148-156(1998.2).

王 平

(学生員) 1968年6月24日生。90年7月中国ハルビン工業大学電気工程系卒業。同年7月中国山東省煙台東方電子信息産業集団に入社。95年3月より大阪大学工学部情報システム工学科研究生。96年4月大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻博士前期課程入学。98年3月同課程修了。同年4月同専攻博士後期課程に入学。定性推論に関する研究に従事。IEEEなどの会員。

宮坂 房千加

(非会員) 1955年3月3日生まれ。77年東京理科大学理学部応用化学科卒業。コンピュータソフトウェア会社を経た後、85年山武ハネウエル(株)入社。現在、ビルシステム事業部開発統括部マーケティング部所属。空調調和・衛生工学会の会員。

山崎 高弘

(学生員) 1974年7月1日生まれ。97年3月大阪大学工学部情報システム工学科卒業。同年4月大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻博士前期課程入学。98年3月同課程修了。同年4月同専攻博士後期課程入学。定性推論に関する研究に従事。

湯本 真樹

(正員) 1971年4月6日生まれ。97年3月大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻博士前期課程修了。98年3月同専攻博士後期課程修了。98年4月より同大学情報処理教育センター助手。工博。知識情報処理に関する研究に従事。98年電気学会学術振興賞進歩賞受賞。IEEEなどの会員。

大川 剛直

(正員) 1963年5月1日生まれ。88年3月大阪大学大学院工学研究科通信工学専攻博士前期課程修了。90年同後期課程退学。現在、同工学部情報システム工学科助教授。工博。知識獲得、機械学習、定性推論、分子構造の決定に関する研究に従事。93年度電気関連学会関西支部連合大会奨励賞受賞。98年電気学会進歩賞、論文賞受賞。IEEEなどの会員。

薦田 憲久

(正員) 1950年2月27日生まれ。74年3月大阪大学大学院電気工学専攻修士課程修了。同年(株)日立製作所入社、システム開発研究所勤務。81~82年UCLA留学。91年4月大阪大学工学部情報システム工学科助教授、現在、同教授。工博。情報システムの計画と評価、知識情報処理の研究に従事。計測自動制御学会86年度論文賞、同学会87年度技術賞、98年電気学会論文賞受賞。IEEE

などの会員。