医療用 IoT システムの異常原因をベイジアンネットワークを用いて切り分ける方式の提案

佐々木良一[1]　植野彰規[1]　Jigang Liu[2]

概要：近年 IoT(Internet of Things)システムが普及してきている．IoT システムは，その機能の喪失がセキュリティの低下だけでなく，人命などのセーフティへの影響が生じる可能性があるため高い安全性が要求される．例えば，IoT システムに異常があった場合に早急に異常原因を究明し，リモートメンテナンス要員などに適切に状態確認と修復を指示する手段も重要である．本稿では，患者の異常を監視する医療用 IoT システムに対し，患者の異常を示すアラートが本当に患者異常によるものか，それともシステムを構成する特定の機器の異常によるものかを切り分ける方式を提案する．この方式では，ベイジアンネットワークを用い異常の原因と，結果の関係をモデル化するとともにアラートなどの結果が観測された場合に，原因となる機器の切り分けを行い，状態の確認が進むたびに，次に調査すべき機器をガイドするものである．また，ガイドシステムにおいては，リモートメンテナンス要員に対し，患者の異常発生などのプライバシー情報を与えなくても異常機器の切り分けが可能であるという特長がある．ベイジアンネットワークを利用する異常原因切り分け方式が適切に機能することを確認するため，目的に合致したベイジアンネットワークモデルを作成した．これを Weka プログラムに入力し，患者や機器の異常確認結果を入力することにより，各ノードが異常原因をなる事後確率を求めその大きさの順に次に確認すべき機器をガイドした．その結果，このような方式を用いることにより原因の切り分けが適切かつ効率的に実施できる見通しを得た．

キーワード：ベイジアンネットワーク，機器異常，患者異常，原因切り分け，セキュリティ

A proposed method for isolating the causes of medical IoT system abnormality using a Bayesian network

RYOICHI SASAKI[1]　AKINORI UENO[1] JIGANG LIU[2]

Abstract: In recent years, IoT (Internet of Things) systems have become widespread. IoT systems are required to be highly secure because the loss of their functions not only reduces security but also may affect safety such as human life. For example, when there is an abnormality in the IoT system, it is important to immediately investigate the cause of the abnormality and instruct remote maintenance personnel to appropriately check and repair the condition. In this paper, we propose a method for medical IoT systems that monitor patient abnormalities to distinguish whether the alert indicating the patient's abnormality is really due to the patient's abnormality or due to the abnormality of a specific equipment that composes the system. This method uses a Bayesian network to model the relationship between the cause and effect of anomalies. Next, when a result such as an alert is observed, the equipment that causes the problem is isolated, and each time the status is confirmed, the equipment to be. In addition, the guide system has a mechanism that enables remote maintenance personnel to isolate abnormal equipment without giving privacy information such as the occurrence of patient abnormalities. In order to confirm that the anomaly cause isolation method using the Bayesian network works properly, we created a Bayesian network model that matches the purpose. By inputting this into the Weka program and inputting the abnormality confirmation results of the patient and the equipment, the posterior probability that each node causes the abnormality was calculated, and the equipment to be confirmed next was guided in the order of its probability. As a result, it was obtained that the cause could be isolated appropriately and efficiently by using such a method.

Keywords: Bayesian network, equipment abnormality, patient abnormality, cause isolation, security

1. はじめに

近年 IoT(Internet of Things)システムが普及してきている．IoT システムは，サイバー攻撃の影響がセキュリティの低下だけでなく，人命などのセーフティの低下を招く可能性が増大するといった特徴があるため，安全性への要求が高かった．このため著者らは，種々の特徴を持つ IoT システムに対するリスクアセスメント手法を開発し，安全向上のための対策案の最適な組み合わせを求められるようにしてきた[1]-[4].

これらは計画段階での安全対策であるが，運用段階における安全対策も重要となると考えた．例えば，IoT システムに異常があった場合に，リモートメンテナンス（以下，RM とも記述）要員などに適切に状況報告をするとともに，修復すべき機器を指示することにより安全を確保する手段も重要である．

1 東京電機大学
Tokyo Denki University
2 メトロポリタン州立大学
Metropolitan State University

© 2021 Information Processing Society of Japan

本稿では，患者の異常を監視する医療用 IoT システムに対し，患者の異常を示すアラートが本当に患者異常によるものか，それともシステムを構成する機器の異常によるものか，機器の異常によるものだとすると，どの機器異常によるものかを切り分ける方式を提案する．この方式では，ベイジアンネットワーク(英: Bayesian network)を用い，原因と，アラートなどの結果の関係をモデル化するとともにアラートなどの結果が観測された場合に，原因となる機器の切り分けを行い，次に調査すべき機器をガイドするものである．また，本ガイドシステムにおいては，患者に関する異常情報の管理者である看護師から，機器異常情報を管理する RM 要員に対し，個人の異常の発生などのプライバシー上不適切な情報の流れがなくても異常機器の切り分けが可能な仕組みにしている．

IoT システムに異常があった場合に異常原因となる機器を，切り分ける方法に関しては AI を用いるものなどを含め，すでにいろいろなものが提案されている（例えば[5]-[7]）．しかし，異常原因として患者異常と機器異常を対象とし，ベイジアンネットワークを用いて相互の関連を考慮しつつ，異常情報の管理者である看護師とメンテナンス要員間の情報の不適切な情報の流れがなくてもよい仕組みを持つ本提案のようなものは見当たらない．また，複数の機器の同時異常アラートと単一の機器の異常アラートを使い分けることにより故障原因を効率的に切り分ける方法の導入も特長的なものである．

以降，2 節では，ベイジアンネットワークとそのモデリングとシミュレーションのために用いたプログラム Weka の概要について紹介する．3 節では医療用 IoT システムの一例として採用した敷布型マルチマルチバイタル IoT モニターについて概説する．4 節では，統合監視・異常時ガイドシステムの構想について説明し，5 節では，ベイジアンネットワークを用いた異常原因切り分けサブシステムの処理方法と今後の展開について記述する．

2. ベイジアンネットワークと Weka の概要

2.1 ベイジアンネットワークの概要

ベイジアンネットワークは Wikipedia[8]によると，次のように定義されている．

「ベイジアンネットワークは，因果関係を確率により記述するグラフィカルモデルの 1 つで，複雑な因果関係の推論を有向グラフ構造により表すとともに，個々の変数の関係を条件つき確率で表す確率推論のモデルである．」

このベイジアンネットワークの解説には，図 1 に示すようなスプリンクラーの例を用いることが多い[9][10]．以下，文献[10]の記述を参考に解説をする．このベイジアンネットワークは図 1 に示すように，因果関係を表すノードとエッジ並びにそれにそれぞれのノードについて，親ノード(上流側のノード）がとる値によって構成される条件毎の確率を記述する CPT(Conditional Probability Table)と呼ばれる表によって構成される．ここで，T は true，F は false を表している．この例では，RAIN（雨が降ったかどうか），SPRINKLER（スプリンクラーが動作したかどうか），GRASS WET（芝生が濡れているかどうか）の 3 つのノードがある．これらのノードに対してエッジ（矢印）が引かれている．RAIN から SPRINKLER のエッジは「雨が降る，あるいは降らないことが，スプリンクラーが動作するかどうかという確率に影響を及ぼす」という因果を表している．

また，具体的に「雨が降った場合にスプリンクラーが動作する確率」がそれぞれ 0.01，つまり 1%であることが，画像左上の CPT の最下行からわかる．スプリンクラーは雨の日に動作しても意味がないので，雨が降った日には極力動作しないようになると仮定している．

このようなベイジアンネットワークの構造や確率のモデル化は，データを入力することによっても得られるし，人間の主観的判断で決定することもできる．本稿では，これから稼働するシステムを対象とするので後者を採用している．

ベイジアンネットワークでこのようにモデル化できると，「結果」がわかったときに，「原因」となる事象の値がどうであったのか，の確率を求めることができる．例えば，芝生が濡れているのがわかった時，雨が降った確率を求めることができる．この確率を事後確率ということがある．また，結果がわかった場合に原因となる事象の確率を求め知見を得ることをシミュレーションという場合もある．

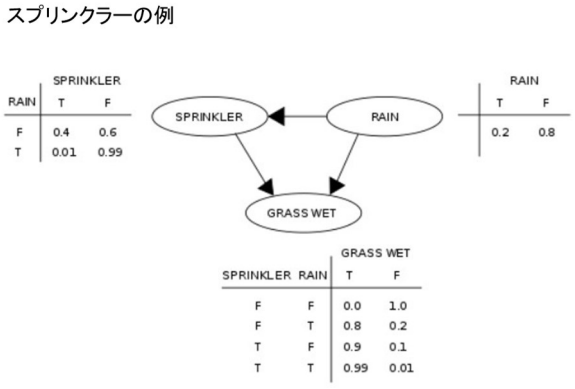


図1 ベイジアンネットの適用例

2.2 Weka の概要

Wikipedia によると，「Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) は，ニュージーランドのワイカト大学で開発した機械学習ソフトウェアで，Java で書かれている．」とされている[11]．機械学習の機能の 1 つにベイジアンネットワークがあり，Weka を使って，ベイジアンネットワークのモデル化をしたりシミュレーションをしたりすること

が可能である．Weka の具体的使い方については[12]-[14]などが参考になる．

例えばスプリンクラーの例では，図 1 に示す構造や数値が Weka に実際に入力すると，図 2 に示すように各ノードにおける状態の発生確率が計算できる．また，芝が濡れているという結果がわかったとしてその状態に入力すると各ノードの事後確率の計算も図 3 に示すように計算することができた．

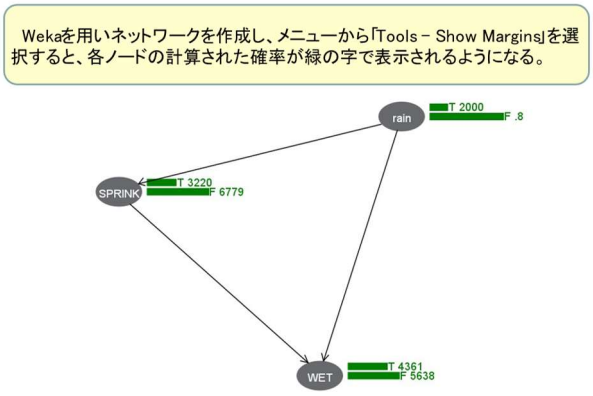


図2　Wekaによる出力結果の一例　（1）

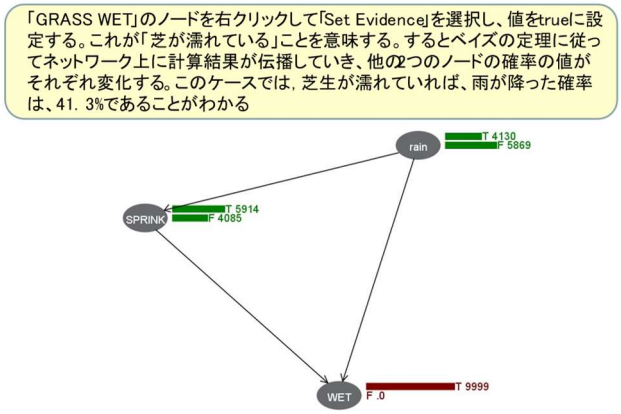


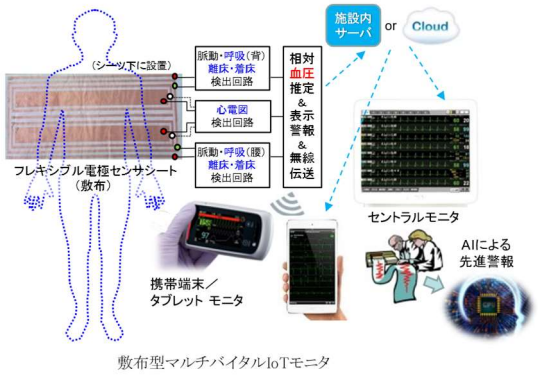
図3　Wekaによる出力結果の一例　（2）

3. 敷布型マルチバイタル IoT モニターの概要

ここで対象とする医療用 IoT 機器は，著者の一人の植野彰規が開発中の図 4 に示すような敷布型マルチバイタル IoT モニターである[15]．これは，敷布の下にセンサーを設置し，心電図や，離床着床の状態，呼吸の状態，血圧などを測定することによって，病院の患者（場合によっては介護施設の被介護者）の健康状態を監視し，異常があれば看護師（場合によっては介護士）にアラートを出せるようにしている．

このようなシステムでは，患者異常のアラートが出たとしても，誤アラートで，実は機器異常（ハードの故障，プログラムのバグ，コンピュータウイルスによるプログラムの変更などからなる）によるものであるということも少なくない．そこで，患者異常か機器異常かを切りわけられるとともに，機器異常とするならどの機器による可能性が高いかなどを推定してガイドできる仕組みが必要になる．

本稿では，この敷布型マルチバイタル IoT モニターを対象とし，患者の異常監視だけでなく，機器異常の監視や原因の切り分けも可能な統合監視・異常時ガイドシステムとそこで用いるベイジアンネットワークを用いた異常原因切り分けサブシステムの提案を行う．



敷布型マルチバイタルIoTモニタ

図4　対象システム

4. 統合監視・異常時ガイドシステムの構想

ここで提案する敷布型マルチバイタル IoT モニターに対し，提案手法を用いた統合監視･異常時ガイドシステムは，図 5 に示すような構成であり，主に施設内サーバと RM サーバ内で稼働するものである．このシステムは下記のように運用する予定である．

①　病院内の各敷布型マルチバイタル IoT モニター（以降 IoT モニターと呼ぶ）の患者モニタリング機能を利用して患者の心電図信号や血圧，呼吸の状態，離床着床の状態などを測定し，その結果を，機器 ID などとともに無線 LAN などを用いて施設内サーバに送る．併せて IoT 機器が稼働していることを示すアライブ信号を生成し同様にして施設内サーバに送信する．

②　施設内サーバでは患者のバイタルデータの測定結果に基づき，患者に異常があるかどうか判断する．患者に異常があると判断すると，対応する看護師のタブレット端末などに，機器 ID と対応する部屋 No，患者 ID，異常の種類などを含むアラートを，無線 LAN などを用いて送信する．また，施設内サーバでは各 IoT モニターからのアライブ信号を RM サーバに伝える．

③　看護師は患者異常のアラートが来ると，対応する患者の所に駆けつけ対処を行う．これにより患者異常時の対応が可能となる．もしも患者異常がなかった場合には，看護師端末から，患者異常アラートがあったが，患者異常が

なかったということと，対象となった患者に対応する機器 ID を施設内サーバに入力する．

④　施設内サーバでは，看護師からの入力結果を，RM サーバに送信する．

⑤　RM サーバは，Weka を用いたベイジアンネットワークを利用した異常原因切り分けサブシステムを持つ．

IoT モニターのセンサーからアライブ信号が来ないような場合や，患者異常に関する誤アラートの連絡があったような場合には，結果がわかった状況での各機器故障の事後確率を計算し，その値の大きなものを，次にチェックすべき機器として RM 要員に知らせる．RM 要員はその機器の異常か正常かを確認し状態をシステムに入力する．この方式に関しては次節で詳しく説明する．

ここで，患者の異常自体は RM サーバに送られず，（a）ある患者に対する患者異常アラートが上がったがその患者は正常だったという事実と，（b）その患者が用いていた機器の機器 ID 情報だけが RM サーバに送られている点に注目いただきたい．これにより，RM 要員が知るべきでない患者のプライバシー情報が，RM サーバに送られないですむようになっている．

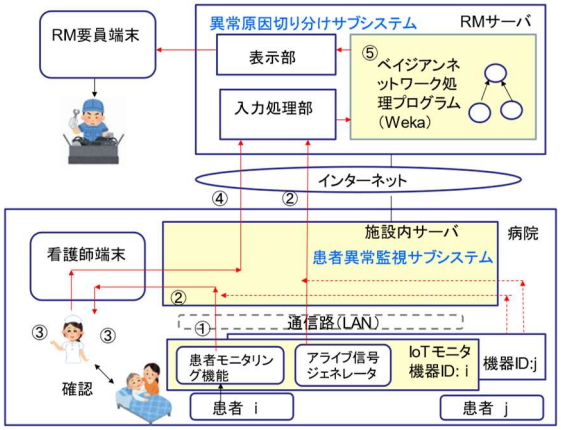


図5　統合監視･異常時ガイドシステムの構成

5. 異常原因切り分けサブシステムの処理方法

5.1　方法と試適用結果

本節では，統合監視・異常時ガイドシステムにおいて，RM サーバの中に実装される異常原因切り分けサブシステムの機能についてもう少し詳しく説明を行う（図 6 参照）．このサブシステムは，（a）入力処理部，（b）ベイジアンネットワーク処理プログラム，（c）表示部よりなる．ここで，ベイジアンネットワーク処理プログラムとしては Weka を用いている．

また，ここでは，図 6 に示すようなベイジアンネットワークのモデル化結果を対象とする．異常原因側としては，①患者の異常，②IoT 機器の異常，③施設内サーバの異常，④通信路の異常を設定した．また，結果側としては，⑤患者異常アラートや，⑥単一の IoT モニターからの信号断アラート，⑦複数の IoT モニターからの信号断アラートという 3 つのアラートを選定している．

入力処理部では，（a）患者異常アラートが上がったがその患者は正常だったという事実と，（b）その患者が用いていた機器の機器 ID 情報が送られてくると⑤患者異常アラートありを True に設定するとともに，①患者異常ありを False に設定する．

また，入力処理部のアライブ信号の状態を参照し，異常が単一機器からなら⑥単一の IoT モニターからの信号断アラートと対応する機器 ID を表示し，複数の機器からなら⑦複数の IoT モニターからの信号断アラートと対応する機器 ID を表示するようにする．このようにすることにより IoT モニターの故障は⑥単一の IoT モニターからの信号断アラートになりやすく，施設内サーバや通信路の故障は，⑦複数の IoT モニターからの信号断アラートを出しやすいという知見を活かしやすくなる．また，1 つ 1 つの IoT モニターの異常アラートを 1 つのベイジアンネットワークのノードとして扱わなくてよいので，ノードの肥大化による計算時間の増大を防止できる．このように 2 つのアラートを用意するというのは本研究の特長的なものであり，異常原因を効率的に切り分けるのに有効であると考えられる．

原因側の発生確率は図 7 の左側に示す通りであり，個別の原因が与えられた場合の結果側の発生確率は，表 1 に示すような値を採用した．いずれも関係者が相談して決めたものである．最初は IoT 機器や施設内サーバも機器の異常は一種類としていたが，出力が出なくなるタイプの異常（ABN）と，出力が誤ることによる異常（ABP）は，影響が異なることがわかり 2 つにわけることにした．

図 7 の右側や図 8 に示す種々の条件別の結果の発生確率の計算方法を図 7 の⑤患者異常アラートありを例にとり説明すると以下のようになる．

（1）結果側の⑤患者異常アラートに入ってくる矢印の原因側の項目をリストアップする．ここでは，①患者異常アラートあり，②IoT モニターの異常，③施設内サーバの異常となる．

（2）次に,各原因側の状態が生じる場合の結果側の事象が生じる発生確率を推定する．ここで，図 7 で⑤患者異常アラートの一番上の項目について説明すると，原因側は，①患者異常アラートありが True であり，②IoT モニターが誤信号型の異常（ABP）あり，設内サーバが誤信号型の異常（ABP）である．この時，表 1 に示すように，①患者が異常で，患者異常アラートがある確率は 0.9 である．また，②IoT モニターが誤信号型の異常（ABP）り患者異常アラートがある確率は同様にして 0.8 であり，③施設内サーバが誤信号型の異常（ABP）であるときの患者異常アラートがある確率（ABP）は 0.8 である．

（3）各事象のどれかが起こる確率 Pt は，OR 事象なので下記の OR 演算を行う．

$$Pt=1-\prod_{i=1}^{n}(1-Pi)$$

ここで，Pi は入力 i の発生確率

したがって，図 7 の右側の表の 1 行目に示すように，患者異常が True か，IoT モニターが誤信号を出すか，組織内サーバが誤信号を出すのどれかが起こり，患者異常アラートが True である確率は，次のように計算できる．

Pt＝1-(1-0.9)(1-0.8)(1-0.8)=0.996

また，False である確率は 1 からその値を引いた，0.004 となる．他も同様にして計算することができる．

これらの構造や確率を Weka を用いたベイジアンネットワーク処理プログラムに入力し，それぞれのノードの初期状態による発生確率を求めると図 9 に示すようになる．

前述したように統合監視・異常時ガイドシステムから与えられた患者異常のアラートは，施設内サーバから，看護師に送られ，本当に異常かどうかの確認を行う．もし異常があれば，看護師は患者の対応を行う．正常であれば，誤アラートであるので看護師はその結果を統合監視・異常時ガイドシステムに入力する．その結果が異常原因切り分けサブシステムに入力されベイジアンネットワークの⑤患者異常アラートありは true であり，①患者の異常が false であると確認されるので，各ノードの事後確率は，Weka を用いると図 10 に示すようになる．この時，アラートが出た患者に対応する機器 ID に関する②IoT モニターが出力異常（ABP）である確率が 29.3%と最も高いので，これを確認するようサブシステムは表示部を通じて RM 要員に指示する．

次に，⑥単一の IoT モニタからの信号断というアラートがあったとしよう．そうすると，図 11 に示すようにアライブ信号はなかったとして状態を固定できるので候補となった IoT 機器の無出力型の可能性が 44.8%と最も大きくなる．そこで，RM 要員がその IoT モニターの異常を確認し異常があれば，対応して処理を終える．異常がなければ，②IoT モニターのベイジアンネットワーク上の②IoT モニターの異常がないと固定し事後確率を計算する．この時，図 12 に示すように③施設内サーバが無出力となるの可能性が 10%と最も大きいので，これが次の調査機器候補となる．これを続ければ，可能性が高い順に異常原因の切り分けが可能で，早期の対策完了が期待できる．

また，複数の IoT 機器からのアライブ信号断アラートがあった場合の事後確率は図 13 に示すようになる．この場合は組織内サーバの無出力型異常の可能性が 28.3%と最も大きいことがわかり，最初に調査すべき機器となる．

これらの次に調査を行うべき機器の指示結果は，著者らの直観に反するものではない．このようにすることにより，専門知識を持たない人でも適切に調査すべき機器に関する順序付けができる．したがってベイジアンネットワークを用いることにより原因の切り分けが効率よくいく見通しを得た．

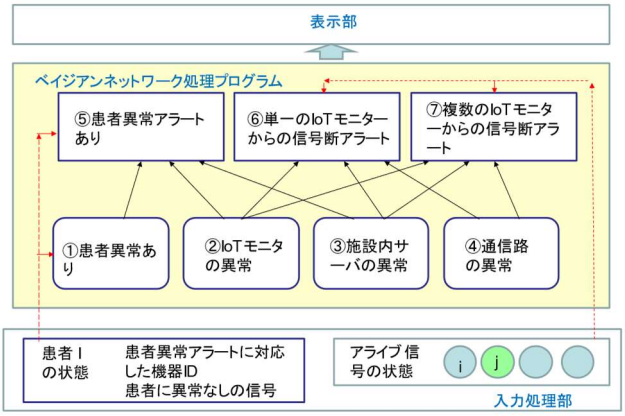


図6 異常原因切り分けサブシステム

表1 個別の条件付確率の採用値

原因	状態	⑤患者異常アラートあり（True）	⑥単一のIoTモニターからの信号断（True）	⑦複数のIoTモニターからの信号断（True）
①患者異常あり	True	0.9		
	False	0.1		
②IoTモニターの異常	ABP	0.8	0.1	0.01
	ABN	0.1	0.9	0.1
	Normal	0.1	0.1	0.01
③施設内サーバの異常	ABP	0.8	0.1	0.1
	ABN	0.1	0.1	0.9
	Normal	0.1	0.1	0.1
④通信路の異常	True		0.4	0.8
	False		0.01	0.1

ABP: 誤信号型異常　　ABN: 無信号型異常

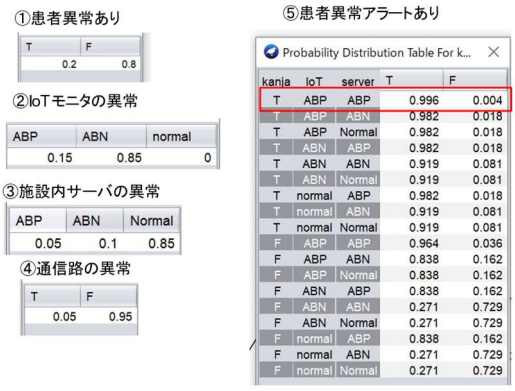


図7 採用した確率(1)

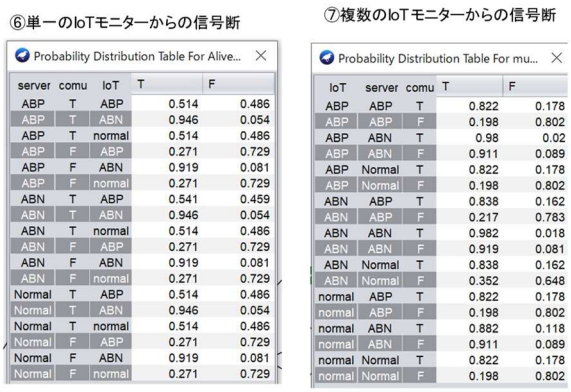


図8　採用した確率(2)

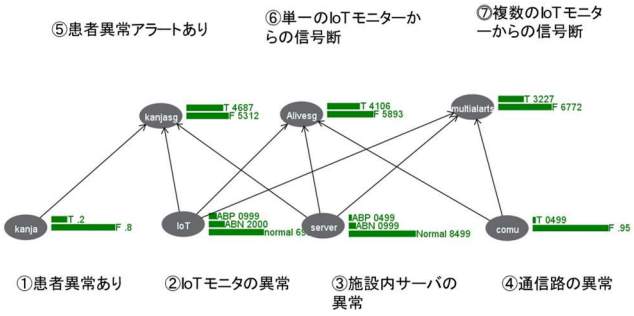


図9　計算結果（初期状態）

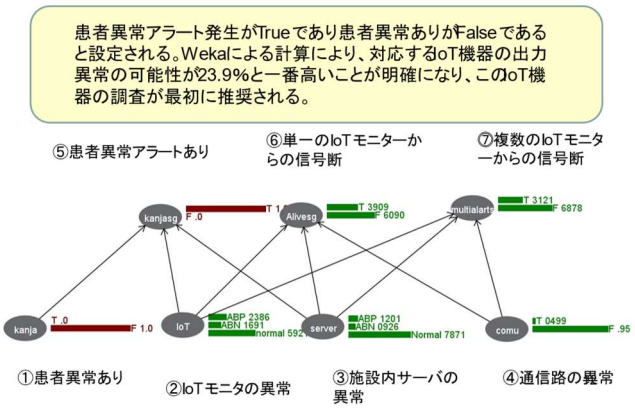


図10　患者異常がFalse・患者異常アラートがTrueであると固定された場合の事後確率

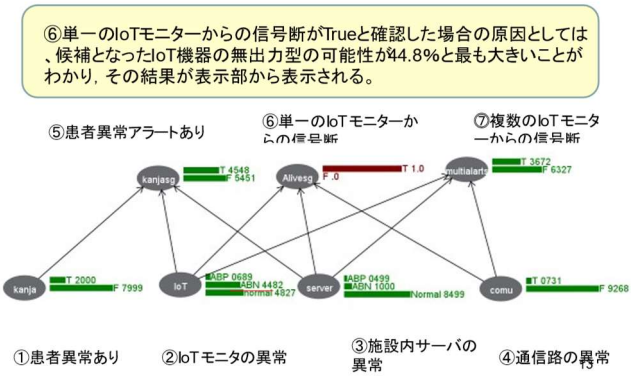


図11　単一のIoT機器からの信号断アラートがあった場合の事後確率（1）

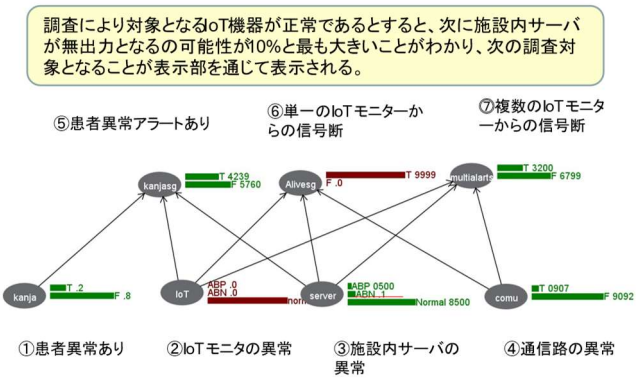


図12　単一のIoT機器からの信号断アラートがあった場合の事後確率（2）

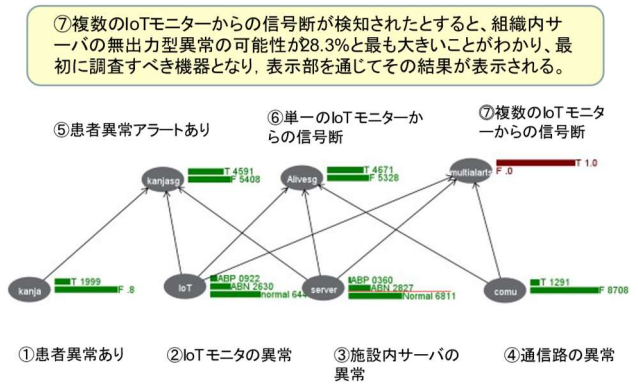


図13　複数のIoT機器からの信号断アラートがあった場合の事後確率

5.2　今後の展開

今後は次のような展開が考えられる．

（1）　5.1 項で述べた方式を，対象とする実フィールドに試験的に適用し，データを得て原因側の発生確率などを現実により近いものに修正していく．

（2）今回は，比較的簡単なベイジアンネットワークモデルを対象としたが，患者異常に関し，次のようにより詳細なモデルにすることも可能である．

①　心電図異常
②　血圧異常
③　呼吸異常
④　離床異常など

また，機器異常の原因を次のように分離して分析することも可能である．

①　機器故障による出力断
②　バグなどによる誤判断

③　マルウエア感染などによる誤出力など

この場合は，今回の 2 階層モデルが 3 階層のモデルになると考えられる．

（３）　また，ここでは，次に確認すべき機器の選定に，異常がある確率を評価指標として採用している．一方，RM 要員による機器の状態の確認は，（ａ）現地に行って実施する，（ｂ）病院の職員に確認してもらう，（ｃ）ログを解析して確認するなど対象によっていろいろあり，確認に要する時間が変わってくる．状態の確認や修復の順序を考えるうえで，原因であるか確率以外にこれらの確認のしやすさも考慮に入れる方法も考えられる．

今後いろいろな展開が考えらるが，今回の提案がそれらの基礎となるもので有効性の高い方式であるといってよいと考えられる．

6. おわりに

本研究の成果は次のようにまとめることができる．

（１）患者の異常を監視する医療用 IoT システムに対し，患者の異常を示すアラートが本当に患者異常によるものか，それともシステムを構成する機器の異常によるものか，機器の異常によるものだとすると，どの機器異常によるものかを切り分ける方式を提案した．

（２）この方式では，ベイジアンネットワークを用い，原因と，アラートなどの結果の関係をモデル化するとともにアラートなどの結果が観測された場合に，原因となる機器の切り分けを行い，次に調査すべき機器をガイドするものである．

（３）この方式を，敷布型マルチバイタル IoT モニターを用いた病院患者の異常検知システムに適用することにより，専門知識を持たない人でも調査すべき機器に関する順序付けが適切にできる見通しを得た．

この方式は次のような特徴を持つといえる．

（１）患者に関する異常情報の管理者である看護師と，機器異常情報を管理する RM 要員に対し，個人の異常の発生などのプライバシー上不適切な情報の流れがなくても異常機器の切り分けが可能な仕組みにしている．

（２）また，複数の機器の同時異常アラートと単一の機器の異常アラートを使い分けることにより故障原因を効率的に切り分ける方法の導入している．

今後は，提案方式を実フィールドに試験的に適用し，原因側の発生確率などをより現実的なものにしていくとともに，より精緻なモデリングを行っていきたいと考えている．

参考文献

[1] 佐々木良一「メンテナビリティ・セーフティ・セキュリティを考慮した IoT システム向けリスク評価手法の開発」情報処理学会論文誌, Vol.61, No.5, pp.1096-1103 (2020-05-15) .

[2] Kaneko, T., Takahashi, Y., Okubo, T., Sasaki, R.: Threat analysis using STRIDE with STAMP/STPA, The International Workshop on Evidence-based Security and Privacy in the Wild 2018, Nara, Japan.

[3] Hayakawa, T., Sasaki, R., Hayashi, H., Takahashi, Y., Kaneko, T., Okubo, T.: Proposal and application of Security/Safety Evaluation Method for Medical Device System that Includes IoT, The 3rd International Conference on Network Security (ICNS2018) Taipei, Taiwan (2018).

[4] Ryoichi Sasaki," Risk Assessment Method for Balancing Safety, Security, and Privacy in Medical IoT Systems with Remote Maintenance Function" IEEE, CFSE2020 (2020)

[5] N. G. Lo, J. Flaus and O. Adrot, "Review of Machine Learning Approaches In Fault Diagnosis applied to IoT Systems," 2019 International Conference on Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), 2019, pp. 1-6

[6] Ryoichi Sasaki et al.“Development and Evaluation of Intelligent Network Forensic System LIFT Using Bayesian Network for Targeted Attack Detection and Prevention” International Journal of Cyber-Security and Digital Forensics (IJCSDF) 7(4): pp344-353, 2018

[7] 爲岡 啓, 植田 良一, 松下 誠, 井上 克郎「ベイジアンネットワークとクラスタリング手法を用いたシステム障害検知システムの有効性検証」情報処理学会研究報告組込みシステム(EMB) 2015-EMB-37, 4, pp1 - 8 2015-05-28

[8] ベイジアンネットワーク Wikipedia https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%99%E3%82%A4%E3%82%B8%E3%82%A2%E3%83%B3%E3%83%8D%E3%83%83%E3%83%88%E3%83%AF%E3%83%BC%E3%82%AF

[9] Bayesian Network Wikipedia （English） https://en.wikipedia.org/wiki/Bayesian_network

[10] ベイジアンネットワークを使ったウェブ侵入検知 https://www.scutum.jp/information/waf_tech_blog/2014/02/waf-blog-034.html

[11] Weka Wikipedia https://ja.wikipedia.org/wiki/Weka

[12] 「Weka の導入と実行」 https://rhuang.cis.k.hosei.ac.jp/Miccl/AI-2/Weka_j.pdf

[13] 「Weka を用いたベイジアンネットワークの学習について. その 1」 http://informationstudent.blog.fc2.com/blog-entry-21.html

[14] 「Weka を用いたベイジアンネットワークの学習について. その 2」 http://informationstudent.blog.fc2.com/blog-entry-22.html

[15] Mayuko Takano and Akinori Ueno, "Noncontact in-bed measurements of physiological and behavioral signals using an integrated fabric-sheet sensing scheme," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 23, no. 2, pp. 618-630, Mar. 2019.