

保全行動提案のための因果関係モデルを用いた部品の状態予測

Estimating states of parts using causality model to propose maintenance action

精密工学専攻 34号 長畑 健至
Takeru Nagahata

1. 序論

近年、大量生産・大量消費・大量廃棄といった消費型社会は、地球上のエネルギー資源の枯渇などの問題を引き起こしている。そのため、資源の消費が抑制され、環境への負荷が少ない循環型社会への転換が急務となっている⁽¹⁾。そのため、の取り組みとして、リユースは有効であるとされている。効率的なリユースを行うためには、部品個々のライフサイクルを管理する事が重要である。そのため、これまでにネットワークエージェントを用いて製品のライフサイクルにわたり部品個々の情報を管理する部品エージェントシステムの開発が行われている⁽²⁾。部品エージェントは対応する部品の劣化状況を推定し、それを基に部品のユーザに対して適切な保全行動の提案を行う。

部品の劣化状況は、使用環境や使用時間など様々な要因によって変化する。また、劣化の進展は一般には観測することが困難である上に、様々な要因との因果関係は確率的である。そのため、ユーザの行動や観測可能な事象を基に、劣化の進展を何らかの方法で推定する必要がある。

そこで本論文では、部品の劣化の進展を表す因果関係モデルを作成し、それを基に部品の劣化に関する状態予測を行う手法を提案する。

2. 部品エージェントによる部品の状態予測

部品エージェントシステムは、部品個々の情報を管理し、その情報を基にユーザに対して適切な保全行動の提案を行う。部品個々に対応付けられたネットワークエージェントを部品エージェントと呼ぶ。部品エージェントは、ネットワーク上を移動することで対応する部品に追従し、部品の状態や製造情報、使用履歴などの情報を収集し管理する。そして、収集した情報を基に、部品のユーザに対して適切な保全行動を判断し、提案する。

Fig. 1 に部品エージェントシステムの概念図を示す。実世界の部品と部品エージェントは RFID tag を用いて対応付けを行う。実世界の部品が生産工場や修理工場、ユーザなどを移動するにつれて、部品エージェントもネットワーク上を移動する。そして、ネットワーク上の関連サイト、センサ、および RFID tag を介して対応する情報の取得を行う。

部品エージェントは取得した情報を基に、部品状態の推定を行う。その手順を Fig. 2 に示す。

初めに、高田が開発したシステム⁽³⁾を応用し、劣化事象の進展を表した劣化プロセスを作成する。あらかじめ劣化データベースに、劣化が生じるための要因を表す劣化要因とそれらによって生じる劣化事象を表す劣化メカニズムをセット

で登録しておく。保全対象の製品モデルと保全対象を使用する際に想定される環境条件と運転条件を基に劣化データベース上を検索し、劣化要因と劣化要因によって生じる劣化メカニズムを特定する。特定した劣化メカニズムを複数連鎖させることで劣化プロセスを作成する。

次に、劣化プロセス中の各劣化事象間の条件付確率を劣化シミュレーションを行うことで算出し、事象間に付与することで因果関係モデルを作成する。

作成した因果関係モデルをベイジアンネットワーク⁽⁴⁾として扱うことで、ユーザの保全対象の運用条件に関する事前確率と因果関係モデルを基に、因果関係モデル中の劣化事象が生じている確率を推定する。ベイジアンネットワークの詳細については、付録 A に記載する。

以上の手順で部品状態の推定を行う。各工程の詳細な方法は次章で述べる。

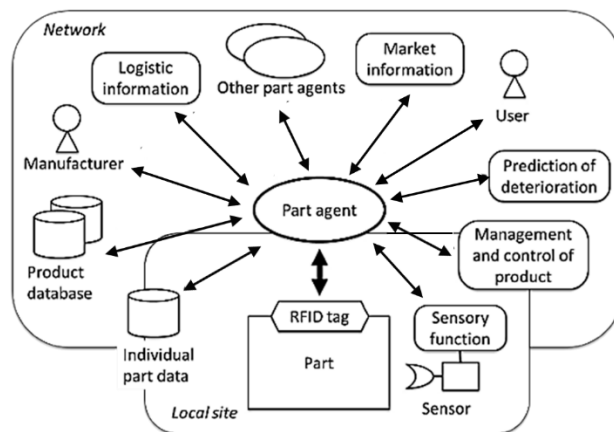


Fig. 1 Conceptual scheme of part agent⁽²⁾

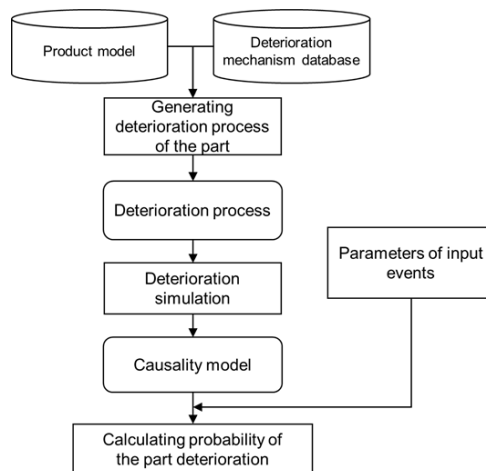


Fig. 2 Procedure for estimation of the part states by part agent

3. 劣化プロセスの作成

2章で述べたように、部品エージェントは因果関係モデルを用いて部品の状態予測を行う。本節では、因果関係モデルの作成に必要な、劣化プロセスの作成方法について述べる。

Fig. 3に劣化プロセスの作成方法を示す。初めに、劣化要因とそれらによって生じる劣化メカニズムを劣化データベース上に登録する。予測対象の部品が含まれる製品モデル、運用する際に想定される環境条件、運転条件を基に劣化データベース上を検索することで存在している劣化要因を特定する。そして、特定された劣化要因を、劣化データベース上に再度検索をかけることでその劣化要因によって生じる劣化メカニズムを特定する。特定した劣化メカニズムから生じる劣化要因を存在している劣化要因として登録する。この劣化メカニズムの特定を、新たに登録される劣化要因がなくなるまで繰り返し行う。特定した劣化要因と劣化メカニズムを複数連鎖させることで劣化プロセスを作成する。

部品の状態予測を行うためには、作成した劣化プロセスの各事象間に条件付確率を与えて因果関係モデルを作成する必要がある。条件付確率とは、原因事象の生起によって変動する結果事象の生起確率であり、部品の状態予測を行う上で必要な値である。次章で条件付確率を算出し、因果関係モデルを作成する方法について述べる。

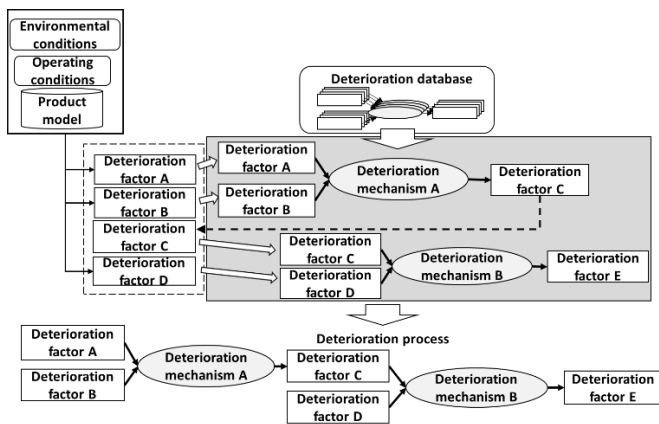


Fig. 3 Generation of deterioration process⁽³⁾

4. 因果関係モデルの作成

因果関係モデルは、劣化プロセスの各事象間に条件付確率を付与することで作成する。付与する条件付確率は、劣化シミュレーションを行うことで算出する。

劣化シミュレーションを行う手順を Fig. 4 に示す。製品モデル、環境条件、運転条件を基に劣化プロセス中の入力事象が生起する確率を与え、事前確率と定義する。入力事象に関するデータが存在する場合はそれを用い、存在しない場合は適当な値を設定する。そして、この事前確率を基に、確率分布を用いた統計モデルを作成する。

結果事象は、入力事象のパラメータが特定の条件を満たす場合に生起する。結果事象の生起の判定は、判定関数、または劣化シミュレーションシステムのいずれかを用いて行う。

判定関数を用いた結果事象の判定方法及び、条件付確率の

算出方法にはモンテカルロ法⁽⁵⁾を用いる。モンテカルロ法による結果事象の判定方法、および条件付確率の算出方法を Fig. 5 に示す。

判定関数に、入力事象の確率分布に従う乱数によって生成されたパラメータを複数回代入し、そのパラメータに応じて結果事象が生起するか判定する。そして、入力事象の生起の組み合わせ別に結果事象が生起する割合を計算することで、条件付確率を算出する。

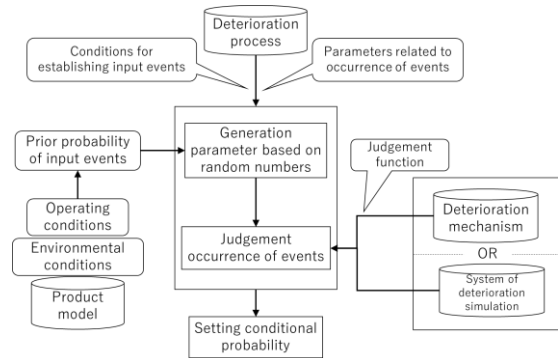


Fig. 4 Procedure of deterioration simulation

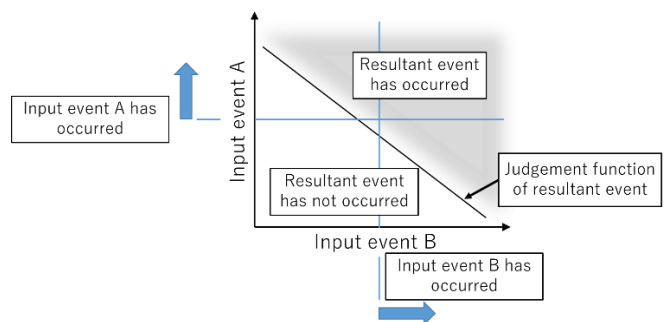


Fig. 5 Calculating conditional probability using judgement function

しかし、必ずしも単純な判定関数を用いることができるとは限らない。そのような場合に、益田ら⁽⁶⁾が開発した劣化シミュレーションシステムを用いて結果事象の判定及び条件付確率の算出を行う。その方法を Fig. 6 に示す。

劣化シミュレーションシステムは、製品が劣化などの影響を受けていない設計された際の情報を表すノミナルモデルと、劣化などによる影響を受けたことによるノミナルモデルとのずれを表した偏差モデルの二つによって構成する。

確率分布に従うユーザの操作条件や環境条件に応じたパラメータの乱数を、劣化メカニズムに登録されている劣化モデルに与えることで、パラメータの値に応じた劣化量を求める。算出した劣化量を基にマニピュレータの挙動のシミュレーションを行うことで、劣化により部品に生じる偏差を算出する。算出した偏差情報から製品の状態を更新する。以上の手順を繰り返すことで、乱数の値に応じた各部品の偏差量を算出する。この偏差量が、ある一定の値（閾値）を超えた場合に結果事象が生起したと判定する。

操作条件や環境条件の生起の組み合わせ別に結果事象が生起する割合を計算することで、条件付確率を算出する。

以上のように、劣化プロセスが示す定性的な因果関係を、定量的な関数関係に書き換え、この関数や劣化シミュレーションシステムに入力事象のパラメータ値の分布を与えることで劣化シミュレーションを行う。

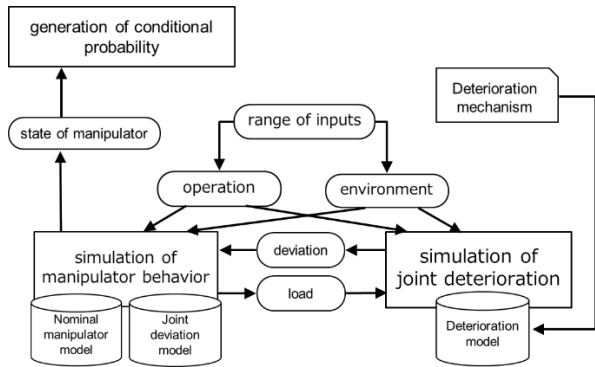


Fig. 6 Calculating conditional probability using system of deterioration simulation⁽⁵⁾

5. 3 自由度マニピュレータを用いたシミュレーション

5.1 シミュレーション概要

例として Fig. 7 に示すような 3 自由度マニピュレータの状態予測を行った。このマニピュレータは 2 つのジョイント J_1 , J_2 と 3 つのリンク L_0 , L_1 , L_2 から構成される。リンク L_2 はジョイント J_2 を中心に、 90° 上下に回転運動を行う。手先には荷重が取り付けられており、荷重の重さは交換することが可能になっている。また、一定の環境と速度でこのマニピュレータを運用することを想定する。

このような条件から、作成された 3 自由度マニピュレータの劣化プロセスを Fig. 8 に示す。マニピュレータの手先座標のずれが一定値を超えた際に機能的な故障と定義する。また、本シミュレーションにおける劣化事象は、動き出し時間の遅れのみ観測可能であるとする。

次に、劣化プロセス中の事象間の条件付確率を算出する。Fig. 8 中の事象 A, B, C, D 間の条件付確率は劣化シミュレーションシステム⁽⁶⁾を用いて算出する。荷重とサイクル数のパラメータの乱数を劣化シミュレーションシステムに与えることで、各乱数の値に応じたジョイントの変位量を算出する。ジョイントの変位量が閾値を超えた場合に事象 C, D は生起とする。

事象 C, D, E 間の条件付確率は、荷重とサイクル数のパラメータの乱数によって算出された J_1 と J_2 の変位量を利用し決定する。 J_1 と J_2 各値によって生じる手先座標の偏差を製品モデリングシステムによって算出し、その偏差が閾値を超えた場合に事象 E は生起とする。各事象間の条件付確率算出の際に用いたパラメータを Table 1 に示す。

事象 C, D, F 間の条件付確率は、判定関数を用いて算出する。 J_1 , J_2 それぞれの偏差が閾値の場合に事象 F は生起し、また、 J_1 , J_2 の偏差は動き出し時間の遅れに対して等しく影響を与えると考え傾きを -1 と定義し、判定関数を決定した。その判定関数を式(1)に示す。 x は J_1 の偏差、 y は J_2 の偏差の

値を指す。

以上の手順で算出した条件付確率を劣化プロセスの各事象間に付与することで因果関係モデルを作成する。作成した因果関係モデルを Fig. 9 に示す。事象 E, G 間の条件付確率は Fig. 9 中の表のように定義した。本シミュレーションは使用方法の異なる 4 人のユーザによって運用されるものとし、各ユーザの事象 A, B における事前確率は Table 2 のように定義した。

作成した因果関係モデルを基に、動き出し時間の遅れが観測された際に機能的な故障が生じている確率 $P(G|F)$ と、その際に J_1 の変位が生じている確率 $P(C|F)$ を推定した。

また、推定した確率の妥当性を検証するためのシミュレーションを行った。プログラム上で本マニピュレータを 500 台用意し、動き出し時間の遅れが観測されるまで稼働させる。その際に、機能的な故障が生じている確率と J_1 の変位が生じている確率を算出する。劣化事象の進展は、Fig. 9 に示す因果関係モデルに従うものとする。

Fig. 10 に、推定した確率とシミュレーションによって算出した確率を示す。

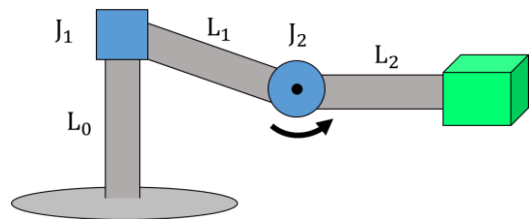


Fig. 7 3DOF manipulator

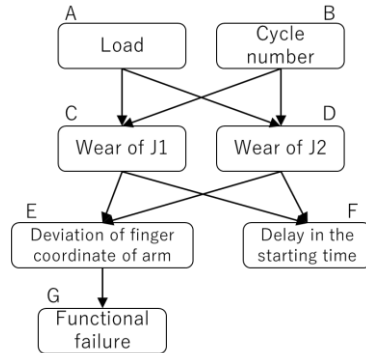


Fig. 8 Deterioration process of the 3DOF manipulator

Table 1 Conditions of deterioration simulation for each events

Event	Max	min	Threshold	Average	Standard deviation
A	8.00	2.00	5.00	5.00	1.50
B	130	70.0	100	100	5.00
C			5.70×10^{-4}		
D			4.80×10^{-4}		
E			9.96×10^{-4}		

$$x + y - 0.00105 = 0 \quad (1)$$

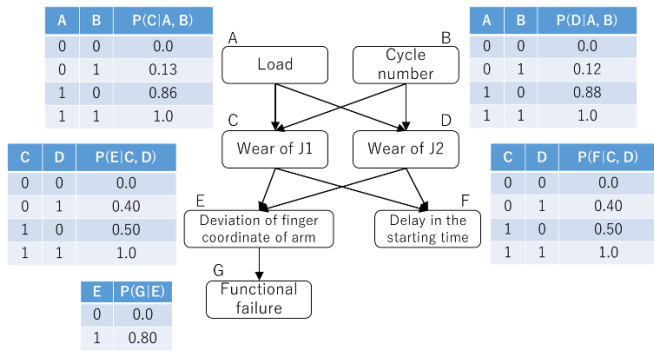


Fig. 9 Causality model of the 3DOF manipulator

Table 2 Prior probability for each users

	Event A	Event B
User1	0.1	0.1
User2	0.1	0.8
User3	0.8	0.1
User4	0.8	0.8

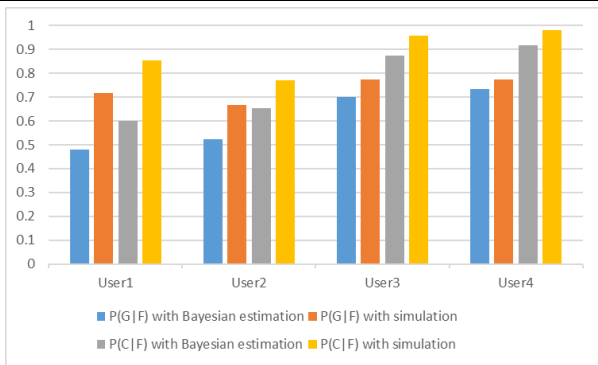


Fig. 10 Posterior probability of Event F

5.2 考察

シミュレーション結果より、事象 A, B それぞれの事前確率の違いにより、事象 F が生じた際の他の劣化事象が生起する確率が異なっていることが確認できる。このように、本手法はユーザの使用方法に合わせた状態予測を行うことが可能であるため、部品エージェントによる保全行動の提案手法⁽²⁾への適用に有効であると考えられる。

しかし、事象 A の事前確率が小さいほど推定結果とシミュレーション結果の差が大きくなっている。これは、事象 A が生起しない場合、他の事象の生起確率は低くなるため、事象 F が生起するまで長時間稼働しなければならない。そのため、事象 F が生じた際の他の劣化事象が生起する確率は大きくなり、推定結果と大きく差が開いてしまったと考えられる。

6. 結論

本論文では、部品の劣化の進展を表す因果関係モデルを作成し、それを基に部品の状態予測を行う手法の提案を行った。今後の展望として

- ・ 実機を用いてシミュレーションを行い、本論文で提案した部品の状態予測の結果と実機で実際に劣化が生じている確率の比較
- ・ 部品エージェントによる保全行動提案手法への適用方

法の考案
などが挙げられる。

参考文献

- (1) 環境省_循環型社会形成推進基本法の趣旨, <http://www.env.go.jp/recycle/circul/kihonho/shushi.html> (accessed 2020-01-16)
- (2) Y.Yokoki, K.Nanjyo, Y.Yamamori, H.Hiraoka, "User model in the life cycle simulation of mechanical parts", *eco design*(2015), pp.353-365
- (3) 高田祥三, LCC を最適化する論理的・合理的設備管理 ライフサイクルメンテナンス, JIPM ソリューション, 東京(2006), pp.84-92.
- (4) 本村陽一, 岩崎弘利, ベイジアンネットワーク技術—ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論, 東京電機大学出版局, 東京(2006).
- (5) R.Motwani, P.Raghavan, "Randomized algorithms", Cambridge University Press(1995).
- (6) 益田直樹, 平岡弘之, 部品エージェントが用いる製品モデルの機能, エコデザイン・プロダクツ&サービス シンポジウム 2018 Proceedings(2018), pp.127-129

付録A. ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークとは、各ノードに条件付確率表を備えた有向非循環グラフによる因果ネットワークのことである。ベイジアンネットワークに含まれる観測可能なノードに証拠情報を与えることで、各ノードの条件付確率表に基づきネットワーク構造に沿って確率を伝播することで、ベイジアンネットワークに含まれる全てのノードの生起する確率を算出する。ベイジアンネットワークと各ノードに備える条件付確率表の例を Fig. 11 に示す。Fig. 11 中の丸は事象(ノード)を表し、事象 B の生起に事象 A と事象 C が影響を及ぼすことを表している。事象 A と C の生起によって変動する事象 B が生起する確率は条件付確率と呼ばれ、Fig. 11 中の条件付確率表で表す。0 は事象の非生起, 1 は事象の生起を表す。

また、事象 B が生じた際に事象 A が生起する確率(事後確率)は式(2)のベイズの定理で算出する。P(A)は事象 B が生起する前の事象 A の確率(事前確率), P(A|B)は事象 B が生じた際の事象 A の確率(事後確率)である。事象 A と事象 B のそれぞれの事前確率 P(A), P(B)と条件付確率 P(B|A)から、事象 B が生じた際に事象 A が生起している確率を推定することができる。

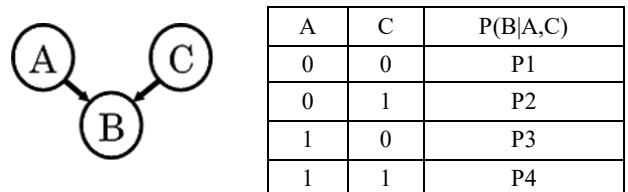


Fig. 11 Example of Bayesian network with conditional probability

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2)$$