

# ベイズ統計を用いた完成度診断技術

Product Development Completeness Diagnosis Using Bayesian Statistics

東 立\*

Ryu HIGASHI

## 要旨

現代社会では身の回りの出来事が情報化されるようになり、そのデータの蓄積量も飛躍的に増大している。ビッグデータが話題の時代背景の中、その手法や技術に対するニーズは多様化し高度化してきている。

開発中の製品は繰り返し検査、不具合の検出、不具合の修正が行われ、その過程で多くの検査結果が得られる。その検査結果から完成度を診断する技術をモデル化した。

最初に「ある完成度の状態」の場合に「ある検査結果」が得られる確率を予め定義した。そうすることで実際に得られた検査結果を情報量として表現することができる。次に得られた情報量をベイズの定理から導かれるモデルに順次入力した。その結果、完成度が変化する様子を確率過程として構築することができた。

実際のシミュレーションでは完成度の初期値、完成度の閾値、検査項目の補正係数などを定義する必要があるため、過去の製品開発データを用いたシミュレーションを繰り返し行い経験的に求めた。

実用に際して、完成度に与える影響は検査項目の重要性によって異なるため検査項目毎に情報量を補正する事を考察した。また実際の意思決定では完成度診断の結果に加えて他の事象も考慮するためその因果関係をベイジアンネットワークとして表現することを試みた。

複合機（MFP）の開発は顧客個別の要望に対応する事象が増加している。その際に完成度診断技術を用いて早期に問題箇所に対策を施し品質と納期を達成することができれば、顧客の機会損失の減少に貢献できると考える。

## Abstract

Today, the amount of personal information found across many data bases is dramatically increasing. Needs such as this to deal with big data have diversified big data techniques and technologies.

Big data also appears when product (prototype) development by a company deals with repeated inspections, and detections and corrections of faults. We developed a mathematical model that uses these to determine the completeness of a product's development.

In applying this model, first the probability that a certain inspection result will be obtained is defined where the prototype is in a certain degree of completeness. Actual inspection results obtained can then be expressed as information contents, which are sequentially input into a model derived from Bayes' theorem. As a result, change in the prototype's degree of completeness is structured as a stochastic process.

Since, in actual simulation, there is a need to define the initial values of a degree of completeness, the threshold values of the degree of completeness, and the correction coefficients of inspection items, we repeated simulations using past product development data to obtain those values.

For practical use of the model, the amount of information on each inspection item is given a corrected value, since the influence on the product's degree of completeness depends on the importance of each inspection item. Moreover, in deciding that the product's development is complete, factors other than inspections, detections of faults, and corrections of faults are taken into consideration, so we express the relation between cause and effect of the phenomena as a Bayesian network.

In the development of MFPs (multi-functional peripherals), we can use product development completeness diagnosis to respond to the expressed needs of customers, and if this is done at an early stage of product development, we can achieve desired product qualities and delivery dates. This would reduce customers' opportunity loss and increase customer satisfaction.

\* コニカミノルタソフトウェア研究所株式会社 第2開発部

## 1 はじめに

現代社会では身の回りの出来事が情報化されるようになり、そのデータの蓄積量も飛躍的に増大している。このような時代背景の中、データを活用する技術に対してのニーズは多様化し高度化してきている。意思決定 (Decision Making) においても切実な課題である。

製品開発においてプロジェクトの進行に関わる意思決定を行う際は、コストやスケジュールなどこれまでの経験を元に複合的に判断される場合が多い。

しかし、現代のめまぐるしい技術の進歩や個別の顧客要望に合わせた開発事案の増加などから過去の製品開発とは条件が異なるケースが増えている。そのため従来の延長上で現状を把握し予測をたてるのが難しくなっている。

これまでもデータを分析して必要な知識を得ることは様々な分野で行われてきたが、ビッグデータが話題の昨今ではその分析手法や技術の発展に目を見張るものがある。ベイズ統計は近年多用されるようになった手法の一つで、迷惑メールの分類やカーナビの目的地検索などに広く用いられている。

その特徴として既知の情報を用いて直接観測できない事象の確率を計算することや、「専門家の意見」のような主観を計算に取り込むことがあげられる。これまでは主に数理統計が用いられてきた品質保証や品質管理においてもベイズ統計を適用することで更なる情報が得られるものと期待される。

本稿ではベイズ統計を用いて複合機 (MFP) の完成度を測り製品開発推進における意思決定支援 (Decision Support) に役立てることを試みた。早期に完成度を診断し問題箇所を把握することで品質と納期を達成することが目的であり、それがひいては顧客の要望を満足することにつながると考える。

また、本稿執筆にあたっては参考文献<sup>1)</sup>から多くの知見を得た。

## 2 完成度診断のモデル化

### 2.1 完成度の確率構造

開発期間中は製品の完成度が刻々と変化する。ここでは製品が取り得る完成度の状態 (State) は「完成度が高い状態 ( $\theta_1$ )」と「完成度が低い状態 ( $\theta_2$ )」があるものと定義する。

仮に完成度が高い状態 ( $\theta_1$ ) の場合に、検査結果 (Result) がOKとなる確率を999/1000、検査結果がNGとなる確率を1/1000とする。

同様に完成度が低い状態 ( $\theta_2$ ) の場合に、検査結果がOKとなる確率を500/1000、検査結果がNGとなる確率を500/1000とする。

上記のように状態 $\theta$ のとき、OKとNG各々の検査結果が得られる確率を Table 1 に完成度の確率構造として示す。

Table 1 Probability structure.

(State)	(Result)	
	OK	NG
$\theta_1$ : greater completeness	$P_{11}$ : 999/1000	$P_{12}$ : 1/1000
$\theta_2$ : lesser completeness	$P_{21}$ : 500/1000	$P_{22}$ : 500/1000

$OK$ : test result is OK     $\theta_1$ : state of greater completeness  
 $NG$ : test result is NG     $\theta_2$ : state of lesser completeness  
 $P_{11}$ : provability of OK in the state of greater completeness  
 $P_{21}$ : provability of OK in the state of lesser completeness  
 $P_{12}$ : provability of NG in the state of greater completeness  
 $P_{22}$ : provability of NG in the state of lesser completeness

### 2.2 検査結果の情報量

検査結果が得られた場合に得られる情報量  $I_1, I_2$  は Table 1 よりそれぞれ次のように表すことができる。

OKのとき

$$I_1 = \log \frac{P_{11}}{P_{21}} = \log \left( \frac{999}{\frac{1000}{\frac{500}{1000}}} \right) \approx 0.3$$

$I_1$  is the volume of information gained by each OK test item.

NGのとき

$$I_2 = \log \frac{P_{12}}{P_{22}} = \log \left( \frac{\frac{1}{1000}}{\frac{500}{1000}} \right) \approx -2.7$$

$I_2$  is the volume of information gained by each NG test item.

検査結果がOKの場合は情報量0.3が得られ、検査結果がNGの場合には情報量-2.7が得られる。

仮に100項目の検査結果が得られた場合、OKが90項目より多い場合はプラスの情報量が得られ、OKが90項目より少ない場合はマイナスの情報量が得られることになる。

### 2.3 完成度の変化

製品開発の経験から検査結果が得られた場合に完成度は直線的に変化するのではなく Fig. 1 のようなS字型の曲線に従って変化することが知られている。本稿では式(1)に示したロジスティック曲線 (Logistic Curve) を用いる。

$$y = \frac{a}{1 - be^{-cx}} \quad (1)$$

$y$ : degree of completeness

$a, b, \text{ and } c$ : constants

$e$ : Napier's constant

Fig. 1 は  $a=1, b=1, c=0.5$  のロジスティック曲線で、 $x$  軸は検査結果から得られる情報量の合計、 $y$  軸は完成度の値とする。ロジスティック曲線の中央付近では  $x$  軸方

向に増減するとy軸方向にも大きく増減するが、曲線の両端付近ではx軸方向に増減してもy軸方向にはあまり増減しない。

検査開始前の完成度を0.5 (50%) とすると、検査の初期段階では検査結果にともない完成度が大きく変化するが、完成度が1 (100%) に近づくにつれ検査結果で同数のOKが得られても完成度の変化が少なくなる。より高い完成度に到達するにはより多くのOKが必要になるという事実は経験的な判断とも一致する。

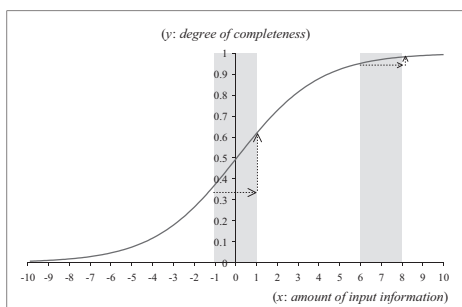


Fig. 1 Logistic curve ( $a=1, b=1, c=0.5$  of Formula (1),  $y$  is degree of completeness, and  $-cx$  is the total amount of information.). The degree of completeness increases with the logistic curve.

## 2.4 ベイズ統計によるモデル化

ベイズ統計では情報が更新される場合、前回の完成度  $w^{(n-1)}$  をもとに今回の完成度  $w^{(n)}$  が与えられるのでTable 1 のように確率  $P_{11}, P_{12}, P_{21}, P_{22}$  が与えられていれば、以下のように完成度を表すことができる。

OKのとき

$$w^{(n)} = \frac{w^{(n-1)}p_{11}}{w^{(n-1)}p_{11} + (1 - w^{(n-1)})p_{21}}$$

NGのとき

$$w^{(n)} = \frac{w^{(n-1)}p_{12}}{w^{(n-1)}p_{12} + (1 - w^{(n-1)})p_{22}}$$

(2)

$w^{(n)}$  is the current degree of completeness

$w^{(n-1)}$  is the last degree of completeness

In Bayesian statistics, when information is updated, the current degree of completeness  $w^{(n)}$  is obtained based on the last degree of completeness  $w^{(n-1)}$ . Therefore, the degree of completeness is represented as Formula (2) with probabilities given in Table 1.

完成度はロジスティック曲線で表されるため式(2)を式(1)のように変形することを試みる。完成度は確率で表されるため式(1)における定数  $a$  は1である。

$$a = 1 \quad (3)$$

“ $a$ ” equals “1” because constant “ $a$ ” is the maximum provability.

定数  $b$  は完成度の初期値  $w^{(0)}$  による定数で表すことができる。

$$b = \frac{1 - w^{(0)}}{w^{(0)}} \quad (4)$$

“ $b$ ” is represented by the constant since  $w^{(0)}$  is the constant of the initial degree of completeness.

過去に  $n$  項目の検査を行いOKが  $l$  項目、NGが  $m$  項目とすると、検査結果の情報量の合計 (情報投入量)  $L_n$  は次のように表すことができる。

$$L_n = l \log \frac{p_{11}}{p_{21}} + m \log \frac{p_{12}}{p_{22}} \quad (5)$$

$(n = l + m)$

$L_n$  is the amount of input information. It is represented by the sum of the information contents.

式(3)(4)(5)を用いると式(2)は次式(6)のように表すことができる。

$$w^{(n)} = \frac{1}{1 + be^{-L_n}} \quad (6)$$

The degree of completeness is represented by the logistic curve as a function of the amount of input information.

式(6)により「完成度が高いという確信  $w^{(n)}$  は情報投入量  $L_n$  の反応としてロジスティック曲線で表される」ことがわかる。

## 2.5 完成度のランダムウォーク

検査結果が週毎に得られるとすると、式(6)で表される曲線上の点  $(L_n, w^{(n)})$  は、Fig. 2 のようにその週の情報投入量  $L_n$  により左右にランダムウォークすることになる。完成度  $w^{(n)}$  の上方に閾値を設けることで「目標とする完成度に達した」、下方に設けることで「検査継続に必要な完成度に達していない」という確信を得る。

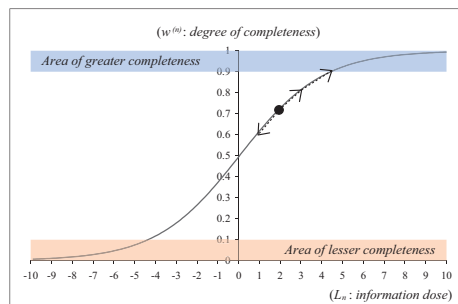


Fig. 2 Random walk on logistic curve. The degree of completeness moves on the logistic curve: to the right if the amount of input information is plus, to the left if the amount of input information is minus.

### 3 実際のシミュレーション

#### 3.1 シミュレーションの準備

実際に複合機の開発で得られるデータを用いて完成度のシミュレーションを試みた。データはモノクロ複合機のファクス機能を20週間にわたり検査した結果を用いた。検査結果はOKかNGのどちらかであり週毎に集計されている。シミュレーションで用いた確率構造をTable 2, 上方閾値 (upper threshold), 下方閾値 (lower threshold) と完成度の初期値 (initial degree of completeness) をTable 3 に示す。各々の値は過去のデータを調査して妥当な値を定めた。

Table 2 Probability structure of a simulation using inspection data from an actual product's development.

(State)	(Result)	
	OK	NG
$\theta_1$ : greater completeness	$P_{11}$ : 910/1000	$P_{12}$ : 90/1000
$\theta_2$ : lesser completeness	$P_{21}$ : 700/1000	$P_{22}$ : 300/1000

Table 3 Threshold and initial value.

Constant	Value
Upper threshold	0.9
Lower threshold	0.1
Initial degree of completeness	0.1

#### 3.2 シミュレーションの実行

実際にシミュレーションした結果をFig. 3 に示す。縦軸は完成度、横軸は情報投入量が更新された回数である。Fig. 3 のブルーのエリアでは上方閾値0.9を超えて「目標とする完成度に達したという確信」が得られ、オレンジのエリアでは下方閾値0.1を下回り「検査継続に必要な完成度に達していないという確信」が得られる。

実際にシミュレーションを行うと閾値への到達時間は検査項目数に大きく左右され、早期にどちらかの閾値に達したまま変化しない事例が発生する。ここでは「OKとNGの数」にかえて「全検査項目数に対する今回入力するOKとNGの割合 (百分率)」とした。

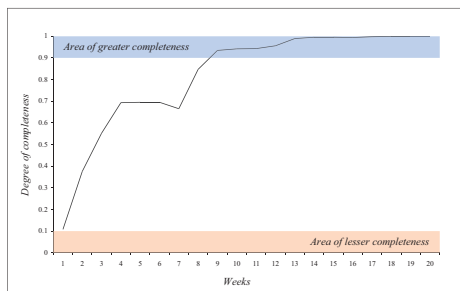


Fig. 3 Simulation in product development. The simulation was performed using information from an actual product's development.

Fig. 3 では9週目で「ファクス機能の完成度が高い」という確信を得ることができる。

### 4 意思決定に適用するための工夫

#### 4.1 検査項目の重要度別に情報量を補正

実際の製品開発では検査項目により完成度の確信に与える影響が異なる。評価結果が同じOKあるいはNGでも検査項目により重みが異なるため、その情報量を補正する必要がある。重要度が高い検査項目が $h$ 項目ありそのうちOKが $i$ 項目、NGが $j$ 項目であった場合、補正係数を $\alpha$ とすると情報投入量は式(7)で表される。

$$L_h = \alpha \left( i \log \frac{P_{11}}{P_{21}} + j \log \frac{P_{12}}{P_{22}} \right) \quad (7)$$

$$(h = i + j)$$

Since the importance of test results differs, the information content is weighted.

補正係数 $\alpha$ は経験により主観的に決めることもできるが、実際の運用では検査内容を調査して「ある項目の検査結果がNGになった場合に、それが原因で他に検査できなくなる項目 (NTとする) が発生する数」をもとに決定した。

#### 4.2 入力値の追加

製品化の検査では何らかの事情により検査することが不可能になる項目が発生する。検査できた項目についてはOKとNGという結果が得られるが、検査できなかった項目についてもNTという結果が得られるものとする。完成度の確率構造はTable 4のように表される。ここで検査項目はOK, NG, NTのどれか一つの結果になるものとする。更に検査結果の種類を追加する場合も同様である。

Table 4 Probability structure of three results.

(State)	(Result)		
	OK	NG	NT
$\theta_1$ : greater completeness	$P_{11}$	$P_{12}$	$P_{13}$
$\theta_2$ : lesser completeness	$P_{21}$	$P_{22}$	$P_{23}$

OK: test result is OK NG: test result is NG NT: could not test

Table 4 の場合の情報投入量は次式(8)で表すことができる。

$$L_n = l \log \frac{P_{11}}{P_{21}} + m \log \frac{P_{12}}{P_{22}} + k \log \frac{P_{13}}{P_{23}} \quad (8)$$

$$(n = l + m + k)$$

Test result "NT" joins "OK" and "NG".

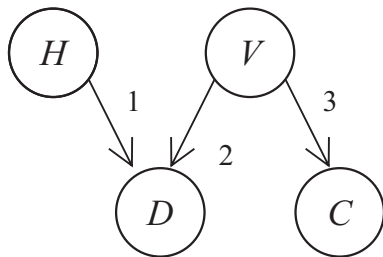
### 4.3 ベイジアンネットワークの構築

実際の意思決定では本稿の完成度診断技術だけではなく様々な情報を考慮して行われる。ここでは以下4つの事象から「完成度が目標に達したため開発を次の段階に進める」という意思決定を下すケースを考える。

- 事象 (H) : 完成度が高い
- 事象 (D) : 完成度診断で上方閾値を超える
- 事象 (V) : 完成度が高い箇所だけ検査した
- 事象 (C) : 検査の網羅率が低い

各々の事象は以下に示す関連性をもつものとする。  
Fig. 4 に各々の事象とその関係性をネットワーク化した。

- 関連性 1 : 「完成度が高い (H)」と「完成度診断で上方閾値を超える (D)」。
- 関連性 2 : 「完成度診断で上方閾値を超える (D)」ことは「完成度が高い箇所だけ検査した (V)」場合でも起こりえる。
- 関連性 3 : 「完成度が高い箇所だけ検査した (V)」場合は「検査の網羅率が低い (C)」と考えられる。



- H: event – greater completeness becomes clear.*
- D: event – the degree of completeness passes over the upper threshold.*
- V: event – only a part of a product that exhibits greater completeness is tested.*
- C: event – that test coverage is low becomes clear.*
- 1: condition – threshold is exceeded if there is a greater degree of completeness.*
- 2: condition – the degree of completeness may pass over the upper threshold if only a part of a product that exhibits greater completeness is tested.*
- 3: condition – that test coverage is low may become clear if only a part of a product that exhibits greater completeness is tested.*

Fig. 4 Bayesian network of decision making.

このネットワークは一方方向にのみ移動し、かつ元の事象には戻らない特徴がある。また各々の事象が発生する確率は一つ前の事象にのみ影響されるのでベイジアンネットワークと考えることができる。

矢印の先にある (D) と (C) は直接観測できる事象であり、(H) と (V) は事象が発生する原因である。

(H) と (V) が生起する確率は事前に分かっている (事前確率, priori probability) ものとして Table 5, Table 6 に定義する。(V) が起こった場合に (C) が生起する確率 (条件付き確率, conditional probability) を Table 7 に、(H) と (V) が起こった場合に (D) が生起する確率を Table 8 に定義する。

Table 5 Prior probability  $P(H)$ .

	$H = 1$	$H = 0$
	0.05	0.95

Table 6 Prior probability  $P(V)$ .

	$V = 1$	$V = 0$
	0.01	0.99

Table 7 Conditional probability  $P(C|V)$ .

	$V = 1$	$V = 0$
$C = 1$	1	0
$C = 0$	0	1

Table 8 Conditional probability  $P(D|H, V)$ .

	$H = 1$		$H = 0$	
	$V = 1$	$V = 0$	$V = 1$	$V = 0$
$D = 1$	0.99	0.90	0.95	0
$D = 0$	0.01	0.10	0.05	1

「完成度診断で上方閾値を超える (D)」場合に、実際に「完成度が高い (H)」確率は次式ようになる。

$$\begin{aligned}
 P(H=1 | D=1) &= \frac{P(D=1, H=1)}{P(D=1)} \\
 &= \frac{\sum_v \sum_c P(H=1)P(D=1|H=1, V)P(V)P(C|V)}{\sum_p \sum_v \sum_c P(H)P(D=1|H, V)P(V)P(C|V)} \\
 &= \frac{0.045045}{0.05407} = 0.8330867...
 \end{aligned}$$

Above is the probability that it is actually greater completeness (H) if the threshold is exceeded (D).

さらに、「検査の網羅率が低い (C)」という事実が判明した場合に「完成度が高い (H)」確率は次式ようになる。

$$\begin{aligned}
 P(H=1 | D=1, C=1) &= \frac{P(D=1, H=1, C=1)}{P(D=1, C=1)} \\
 &= \frac{\sum_v P(H=1)P(D=1|H=1, V)P(V)P(C=1|V)}{\sum_p \sum_v P(H)P(D=1|H, V)P(V)P(C=1|V)} \\
 &= \frac{0.000495}{0.00952} = 0.051995...
 \end{aligned}$$

Furthermore, above is the probability that it is actually greater completeness (H) if the fact of “low test coverage” becomes clear (C).

「完成度診断で上方閾値を超える(D)」という情報が得られた時点では「完成度が高い(H)」確率は約83%だが、「検査の網羅率が低い(C)」という情報が追加されると「完成度が高い(H)」確率は5%程度になる。

実際の製品開発における意思決定ではさらに多くの事象や関連性を考慮する必要があるので、その事象や関連性の抽出には他のデータマイニング手法を用いた。そこで得られたルールをベイジアンネットワーク化することで有用な意思決定支援になり得る。

昨今、複合機は各々の顧客要望に合わせたカスタマイズを行ってから提供する事案が増えており、その場合の開発スケジュールは往々にしてタイトである。短期間のうちに完成度を診断し問題箇所に対策することで品質と納期を達成することができれば、顧客の機会損失を減少することに貢献できると考える。

#### ●参考文献

- 1) 松原望：入門ベイズ統計，東京図書（2008）
- 2) 松原望：意思決定の基礎，朝倉書店（2001）
- 3) 本村陽一ほか：ベイジアンネットワーク技術，東京電機大学出版局（2006）