

# 差分方程式に基づくソフトウェア信頼度成長モデルに関する考察

鳥取大学 \*井上 真二 INOUE Shinji  
01702425 鳥取大学 山田 茂 YAMADA Shigeru  
01206600 NTT 佐藤 大輔 SATOH Daisuke

## 1 まえがき

ソフトウェアの信頼性を定量的に評価する方法として、従来より、数多くのソフトウェア信頼性モデルが提案されている。その中に、統計的手法を使ってソフトウェアの信頼性を予測する統計的データ解析モデルがある。最近の研究において、これらのモデルを差分方程式により離散型モデルに変換してパラメータ推定を行えば、ソフトウェア開発プロセスの下流工程であるテスト工程の初期段階にて、高精度の信頼性評価が可能であることが報告されている。本研究では、2つの従来の代表的な非同次ポアソン過程（以降、NHPPと略す）モデルを取り上げ、それらの基本式である微分方程式から厳密解をもつ離散化モデルを導出し、信頼性評価の高精度化を図る。

## 2 離散化NHPPモデルとパラメータ推定

本研究では、基本的仮定が微分方程式で表される従来のNHPPモデルの大域的性質（厳密解の存在）を保存するように、差分手法[1][2]のうち双線形化法を適用して厳密解をもつ離散化NHPPモデルを導出する。

### (1) 離散化指数形ソフトウェア信頼度成長モデル

従来の代表的なNHPPモデルの1つである指数形ソフトウェア信頼度成長モデルを基に導出される離散化指数形ソフトウェア信頼度成長モデルは、 $H_n$ をテスト開始後 $n$ 期目までに発見される総期待フォールト数とすると、NHPPモデルの連続型モデルの仮定より

$$H_{n+1} - H_n = \delta b(a - H_n), \quad (1)$$

が得られる。この差分方程式を解くと、 $H_n$ は

$$H_n = a[1 - (1 - \delta b)^n] \quad (a > 0, 0 < b < 1), \quad (2)$$

と求められる。ここで、 $\delta$ は一定時間間隔、 $a$ はテスト開始前にソフトウェア内に潜在する総期待フォールト数を表すパラメータ、 $b$ は1個当りのフォールト発見率を表すパラメータである。パラメータ $a$ 、 $b$ の推定値 $\hat{a}$ 、 $\hat{b}$ は、それぞれ式(1)から導出される回帰式より、一定時間間隔 $\delta$ とは独立したパラメータ推定値として求めら

れる。

### (2) 離散化習熟S字形ソフトウェア信頼度成長モデル

従来の代表的なNHPPモデルの1つである習熟S字形ソフトウェア信頼度成長モデルを基に導出される離散化習熟S字形ソフトウェア信頼度成長モデルは、 $I_n$ をテスト開始後 $n$ 期目までに発見される総期待フォールト数とすると、NHPPモデルの連続型モデルの仮定より

$$I_{n+1} - I_n = \delta a b l + \frac{\delta b(1-2l)}{2} [I_n + I_{n+1}] - \frac{\delta b(1-l)}{a} I_n I_{n+1}, \quad (3)$$

が得られる。この差分方程式を解くと、 $I_n$ は

$$I_n = \frac{a \left[ 1 - \left( \frac{1 - \frac{1}{2} \delta b}{1 + \frac{1}{2} \delta b} \right)^n \right]}{1 + c \left( \frac{1 - \frac{1}{2} \delta b}{1 + \frac{1}{2} \delta b} \right)^n} \quad (a > 0, 0 < b < 1, c > 0, 0 \leq l \leq 1), \quad (4)$$

と求められる。ここで、 $\delta$ は一定時間間隔、 $a$ はテスト開始前にソフトウェア内に潜在する総期待フォールト数を表すパラメータ、 $b$ は1個当りのフォールト発見率を表すパラメータ、 $c$ および $l$ は共にフォールト発見能力に関するテスト習熟係数を表し $c = (1-l)/l$ の関係にある。パラメータ $a$ 、 $b$ 、および $c$ の推定値 $\hat{a}$ 、 $\hat{b}$ 、および $\hat{c}$ は、それぞれ式(3)から導出される回帰式より、一定時間間隔 $\delta$ とは独立したパラメータ推定値として求められる。

## 3 モデルの適合性評価

本研究では、2.で議論した2つの離散化NHPPモデルに、既に提案されている離散型ゴンペルツ曲線モデル[3]と離散型ロジスティック曲線モデル[4]を合わせた4つのモデルについて実測データを使った適合性評価を行う。使用する4つのフォールト発見数データ(DS1～DS4)に関して、DS1およびDS2は指数形成長曲線を示すデータ、DS3およびDS4はS字形成長曲線を示すデータである。適合性評価基準としては、予測相対誤差[5]、平均偏差平方和[5]（以下、MSEと略す）を用いる。

予測相対誤差は、任意のテスト時刻で得られる部分データを使い、テスト終了時刻で発見されるフォールト数の予測値と実測値との相対誤差を表すものである。

表 1: MSEによる比較結果.

	離散化指数形 SRGM	離散化習熟S字形 SRGM	離散型ロジスティック 曲線モデル	離散型ゴンペルツ 曲線モデル
DS1	39.643	12.141	101.92	72.854
DS2	1762.5	2484.0	27961	13899
DS3	25631	9598.1	15016	20078
DS4	11722	438.59	49741	27312

(SRGM : Software Reliability Growth Model, ソフトウェア信頼度成長モデル)

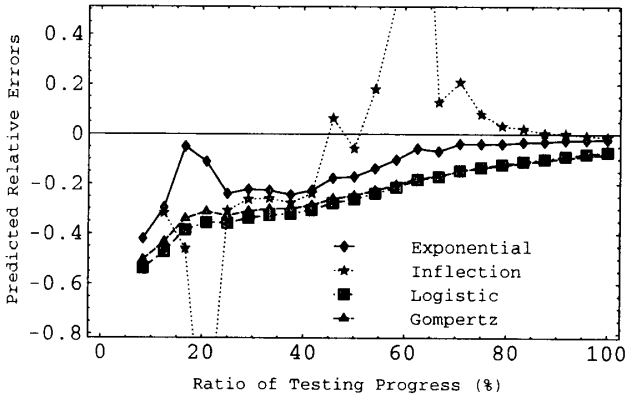


図 1: 予測相対誤差 (DS1) .

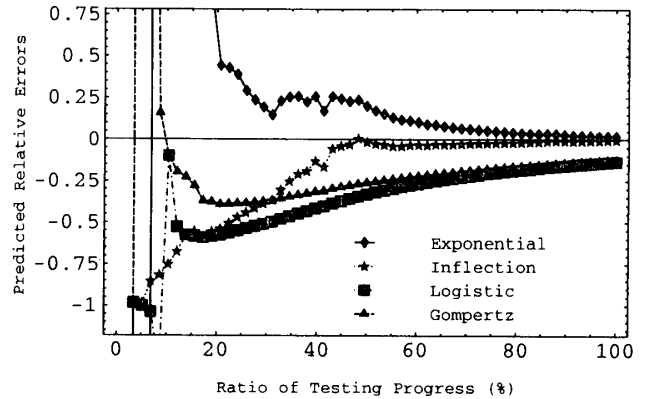


図 2: 予測相対誤差 (DS3) .

DS1およびDS3に関して予測相対誤差を用いた比較結果を図1および図2に示す. MSEは, 発見される総フォールト数の各モデルの任意のテスト時刻における推定値が実測値に対して, どの程度近い値を示しているかを表す適合性評価基準である. 各モデルに対してMSEの値を求めた結果を表1に示す.

予測相対誤差およびMSEによる比較結果から, 適用する実測データが指数成長曲線を示すものであれば, 離散化指数形ソフトウェア信頼度成長曲線モデルが有効であると言える. また, 適用する実測データがS字形成長曲線を示すものであれば, 実際のテスト工程にて, 信頼性評価がテスト進捗率60%以降から行われることを考慮して, 離散化習熟S字形ソフトウェア信頼度成長モデルが有効であると言える.

#### 4 おわりに

本研究では, 代表的な2つのNHPPモデルを離散化することによって, 既存の離散型モデルよりも実測値との適合性を高め, 信頼性評価の高精度化を図ることができた. 今後は, これらの統計的データ解析モデルについて, さらに新たな適合性評価基準および実測データを適用することより総合的な妥当性評価を行っていく必要がある.

#### 謝辞

本研究の一部は (財) 電気通信普及財団の研究調査助成および文部科学省科学研究費補助金基盤研究(C)(2) (課題番号 12680442) の下で行われた.

#### 参考文献

- [1] 広田 良吾, “差分学入門 = 情報化時代の微積分学,” 培風館, 東京, 1998.
- [2] 広田 良吾, “差分方程式講義 — 連続より離散へ,” サイエンス社, 東京, 2000.
- [3] D. Satoh, “A discrete Gompertz equation and a software reliability growth model,” *IEICE Trans. Information and Systems*, vol.E83-D, no.7, pp.1508-1513, July 2000.
- [4] D. Satoh and S. Yamada, “Parameter estimation of discrete logistic curve models for software reliability assessment,” *Japan J. Industrial and Applied Mathematics*, to be published, 2001.
- [5] 山田 茂, “ソフトウェア信頼性モデル --- 基礎と応用,” 日科技連出版社, 東京, 1994.