

ソフトウェア信頼度成長モデルにおける 新しい統合モデルの厳密解と有効性の検証

古山 恒夫¹⁾

概要：ソフトウェア信頼度成長曲線に関する新しい統合モデルを表す微分方程式の厳密解を明らかにした。その解に基づいて合成データ及び実データを対象に新しい統合モデルの有効性を検証し、次のことを明らかにした。(1) 新統合モデルに合致するようなデータを旧統合モデルで推定すると誤差が大きくなることがある。(2) 従来の統合モデルでは総欠陥数の推定値が無限大になるようなデータに対して有限の推定値を示すことができる。(3) 従来の統合モデルでは推定精度が低いデータに対して高い精度で推定することができる。(4) 旧統合モデルでも十分な推定精度を得ることのできるデータに対しては新統合モデルを用いても推定誤差のさらなる精度向上はない。

General solutions of the differential equation of a new manifold growth model and effects of the model

Tsuneo Furuyama

Abstract: This paper shows general solutions of a new differential equation that represents a new manifold growth model. Results of applying the solutions to the synthetic and actual project data are as follows. (1) The previous model may predict the total number of faults with low accuracy for the data due to the new model. (2) The new model can predict the total number of faults for the given project data for which the previous manifold model predicted it as infinity. (3) The new model improves the accuracy of prediction that was low with the previous model. (4) The new model does not improve any more the accuracy of prediction that was high with the previous model.

1. はじめに

信頼性の高いソフトウェアを予定期間内に開発するためには、残存欠陥数を高い精度で推定することが不可欠である。この課題を解決するために、これまで多くの方法が提案されてきたが、最も広く利用されているのは、試験工程で検出される欠陥の累積値の傾向から残存欠陥数を推定する方法である。すなわち、時間対検出欠陥累積数の特性をもとにしたソフトウェア信頼度成長モデル(SRGM)を利用する方法である。

SRGMはすでに Jelinski & Moranda^[1], Musa^[2], Littlewood^[3], Goel & Okumoto^[4], Yamada & et al. ^[5], Ohba^[6], Tohma & et al. ^[7], Kanoun & et al. ^[8], Karunanithi & et al. ^[9] など多くの研究者によって論じられている。代表的な SRGM としては、指数形モデル、超指数形モデル、遅延 S 字形モデル、習熟 S 字形モデルなどがある。また曲線の形状が累積欠陥数の増加傾向に似ているとして利用されているものにゴンペルツ曲線やロジスティック曲線がある(図 1)。しかし、これまで論じられているモデルは、指数形や S 字形などの各モデル固有の定型的な特性を持った曲線をもとにしたものであり、利用できる範囲もそれぞれ限られている。そのため、あるモデルを固定的に使用すると、対象データの特性によっては残存欠陥数の推定精度が低くなることがある。それを避けるために、これまでの代表的な SRGM を順次累積欠陥データに適用して、最も誤差の少ないモデルを採用する方法も提案されている。

統合モデル^{[10], [11]}は、これまで提案された多くのモデルをカバーできるだけでなく、これまでモデル化されていなかった領域もカバーする。そのため、このモデルを用いれば、対象とする累積欠陥データに既存の SRGM をそれぞれ適用して結果を比較することなしに、より高い精度で残存欠陥数を推定することができる。しかしながら、従来の統合モデル(以下、旧統合モデルと呼ぶ)を表す 1 階の非線形微分方程式は、ある時刻 t の欠陥検出率 dy/dt をその時刻の欠陥検出数 y のべき乗と t の指数関数の積で表わしたものであり、その物理的な意味付けは必ずしも明確ではなかった。

1) 東海大学理学部 Tokai University, School of mathematical science

新しい統合モデル（以下新統合モデルと呼ぶ）は欠陥検出の進捗過程の視点から見直したものであり、そのモデルを表す微分方程式はある時点の欠陥検出率 dy/dt をその時刻までの欠陥検出数 y のみの関数として表すことができる^[12]。新統合モデルの微分方程式は、旧統合モデルのものに比べてパラメータがひとつ増えているので、旧統合モデルよりも広い範囲の解を持つ。しかしこの解は一般に累積欠陥数 y を独立変数、時刻 t を従属変数とする関数でしか求めることができず、その一般解も不明であった。そのため、新統合モデルが旧統合モデルに比較してどの程度有効であるかも検証することができなかった。

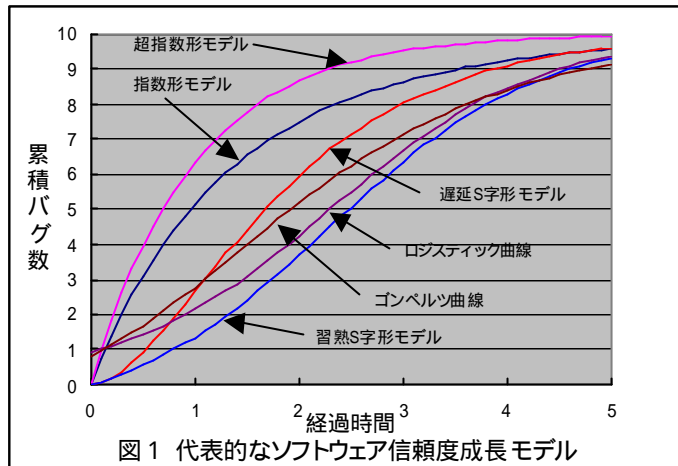


図1 代表的なソフトウェア信頼度成長モデル

本論文では、新統合モデルの一般解（厳密解）を示し、それを累積欠陥データに適用した場合の有効性を示す。第2章で新統合モデルを表す微分方程式を紹介し、第3章で新統合モデルの一般解を示す。第4章で合成データおよび実データを用いて新統合モデルの有効性を検証した結果を示す。

2. 新統合モデルの概要^[12]

2.1 微分方程式

新統合モデルは、ある時刻の欠陥検出率はその時刻における累積検出欠陥数にのみ依存するものであり、次の微分方程式で表される。

$$\frac{dy}{dt} = \frac{b}{g} N \left(\frac{y}{N} \right)^h \left\{ 1 - \left(\frac{y}{N} \right)^g \right\} \quad (1)$$

ここで、 N はソフトウェアに含まれる総欠陥数、 y は時刻 t までの累積検出欠陥数、 h は欠陥検出速度を表すパラメータである。 g はそれぞれある時点までに検出した欠陥の総欠陥に対する比率 (y/N : 以下欠陥検出比率と呼ぶ) のべき乗を示すパラメータで、その意味は次節で述べる。ただし、 $h, g, y, N > 0$ とする。

ここで、 $y = Nx$ および $t = t/b$ という変数変換を行うと、式(1)は次のようになる。

$$\frac{dx}{dt} = \frac{1}{g} x^h (1 - x^g) \quad (2)$$

ただし、 $g > 0$ であり、物理的な意味を考慮すると $1 > x > 0$ となる。

パラメータ h と g が有理数の場合、式(2)を変数分離形で解くことにより、 $x = f(t)$ の形の解析解を得ることができる。このことを式(2)の微分方程式に「弱解析解が存在する」と呼ぶことにする。さらに、 $f(t)$ に解析的な逆関数が存在して、 $x = g^{-1}(\cdot)$ と解析的に表すことができる場合、式(2)の微分方程式に「解析解が存在する」と呼ぶことにする。

2.2 解析解

式(2)の解析解（一般解）は、 $h + g = 1$ の場合の $x = (1 - e^{-(t-t_0)})^{1/g}$ 、 $h = 1$ の場合の

$$x = \left(\frac{1}{1 + e^{-(t-t_0)}} \right)^{1/g}、h + \frac{1}{2}g = 1 \text{ の場合の } x = \left(\frac{1 - e^{-(t-t_0)}}{1 + e^{-(t-t_0)}} \right)^{2/g} \text{ の3つだけである。ただし、} h = 1 \text{ の}$$

場合を除いて $t_0 = 0$ で意味を持つためには $t_0 > 0$ でなければならない。

さらに、式(2)の微分方程式の特殊な場合として $h = 0$ とすると微分方程式は次のようになる。

$$\frac{dx}{dt} = -x^h \log x \quad (3)$$

ただし $1 < x < \infty$ である。このとき式(3)は $h = 1$ の場合にのみ、次の解析解が得られる。

$$x = \exp[-\exp\{-(t - t_0)\}] \quad (4)$$

図2に解析解が存在する場合の h と g の範囲を示す。

3. 弱解析解

図2に示したように解析解の範囲は (h, g) 平面上の一部を占めるに過ぎない。一方、弱解析解は h と g が有理数の場合に存在することから、 (h, g) 平面上にそれを覆い尽くして無数に存在する。この弱解析解を利用することができれば、より広い範囲の曲線を利用できるため残存欠陥数の推定が一層高い精度で行われると考えられる。

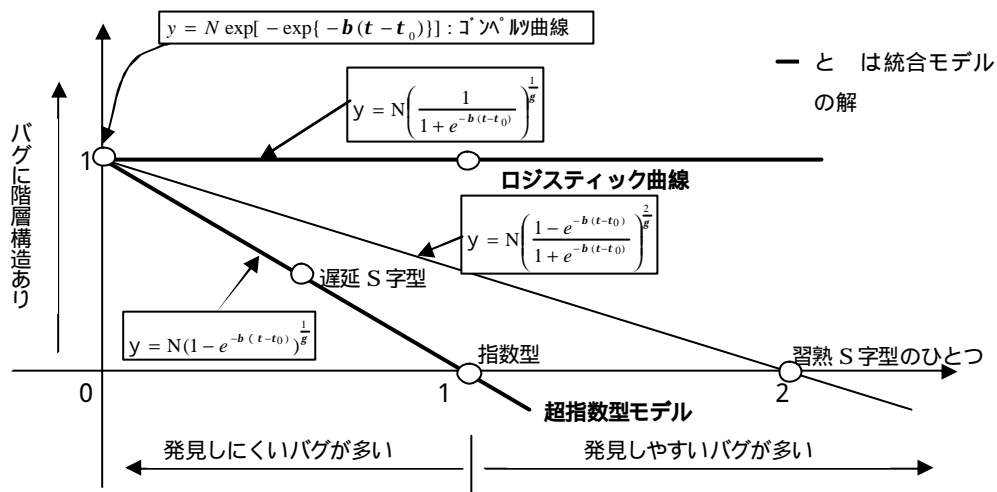


図2 解析解の存在範囲と既存の SRGM の位置づけ

3.1 弱解析解の計算

$h = n/l$ 、 $g = m/l$ とおくと式(2)は次のようになる。ただし、 m, n, l は整数である。

$$\frac{dx}{dt} = \frac{l}{m} \cdot x^{\frac{n}{l}} (1 - x^{\frac{m}{l}}) \quad (l, m > 0) \quad (5)$$

ここで $x^{1/l} = s$ とおく ($0 \leq s \leq 1$) と $x = s^l$ 、したがって $dx = l \cdot s^{l-1} ds$ となり、

$$dt = \frac{m}{l} \cdot \frac{dx}{x^{\frac{n}{l}} (1 - x^{\frac{m}{l}})} = \frac{m}{l} \cdot \frac{l \cdot s^{l-1} ds}{s^n (1 - s^m)} = \frac{m \cdot s^{l-n-1}}{1 - s^m} ds = \frac{m \cdot s^k}{1 - s^m} ds \quad (6)$$

が得られる。ただし、 $k = l - n - 1$ である。これを解くと次の弱解析解が得られる。

(I) $0 \leq l - n - 1 = k < m$ の場合 ($h + g > 1 - 1/l \geq h$ or $h + g \geq 1 > h$ の場合)

(I-1) m が奇数の場合

$$t - t_0 = \int \frac{m \cdot s^k}{1 - s^m} ds = -\log|1 - s| - \sum_{p=1}^{\frac{m-1}{2}} \cos \frac{2p(k+1)p}{m} \log(s^2 - 2s \cos \frac{2pp}{m} + 1)$$

$$+ \sum_{p=1}^{\frac{m-1}{2}} 2 \sin \frac{2p(k+1)p}{m} \arctan \frac{s - \cos \frac{2pp}{m}}{\sin \frac{2pp}{m}} \quad (7)$$

(I-2) mが偶数の場合

$$t - t_0 = \int \frac{m \cdot s^k}{1 - s^m} ds = -\log|1 - s| + (-1)^k \log(1 + s) - \sum_{p=1}^{\frac{m-1}{2}} \cos \frac{2p(k+1)p}{m} \log(s^2 - 2s \cos \frac{2pp}{m} + 1) \\ + \sum_{p=1}^{\frac{m-1}{2}} 2 \sin \frac{2p(k+1)p}{m} \arctan \frac{s - \cos \frac{2pp}{m}}{\sin \frac{2pp}{m}} \quad (8)$$

(II) $m \leq k$ の場合 ($h + g \leq 1 - 1/l < 1$ or $h + g < 1$ の場合)

$$t - t_0 = -m \sum_{j=1}^r \frac{s^{k-jm+1}}{k - jm + 1} + m \int \frac{s^{k-rm}}{1 - s^m} ds \quad (9)$$

ただし、r は、 $k - rm < m$ すなわち $k < (r+1)m$ を満たす最小の整数である。また、式(9)の右辺の最後の積分は(I)の結果を使う。

(III) $k = -h < 0$ の場合 ($h = n/l > 1 - 1/l$ or $h \geq 1$ の場合)

$$t - t_0 = \int \frac{m}{s^h (1 - s^m)} ds \\ = \begin{cases} - \sum_{j=0}^r \frac{m}{(h - jm - 1) s^{h-jm-1}} + m \int \frac{s^{(r+1)m-h}}{1 - s^m} ds & (h - rm > 1 \text{ の場合}) \\ - \sum_{j=1}^r \frac{m}{(h - jm - 1) s^{h-jm-1}} + m \log s + m \int \frac{s^{(r+1)m-h}}{1 - s^m} ds & (h - rm = 1 \text{ の場合}) \end{cases} \quad (10)$$

式(10)の右辺の最後の積分は(I)の結果を使う。

(I)と(II)の場合は、 $s = 0$ のとき $y = 0$ となるため、 $y_0 = 0$ とおくことにより $t = 0$ のとき $y = 0$ という初期条件を満たす解を得ることができるが、(III)の場合は、 $s = 0$ のとき式(10)の右辺は $-\infty$ に発散するため、 y_0 としてどのような値を設定しても $t = 0$ のとき $y = 0$ という初期条件を満たす解を得ることはできない。言い換えると、 $t = 0$ のとき $y = 0$ という初期条件を満たす解は $0 < y < 1$ の範囲にしか存在しない。

3.2 弱解析解の例

典型的な弱解析解の曲線の形状を図3に示す。3.1で述べたように、 $h < 1$ の場合にのみ時刻0で累積欠陥数が0となる解が存在する。時刻0で累積欠陥数が0となる解析解は $h = 1 - 1/l$ の場合の解

$$y = N(1 - e^{-b(t-t_0)})^{1/g} \quad (11)$$

と、 $h = 1 - 1/l > 1/2$ の場合の解

$$y = N \left(\frac{1 - e^{-b(t-t_0)}}{1 + e^{-b(t-t_0)}} \right)^{2/g} \quad (12)$$

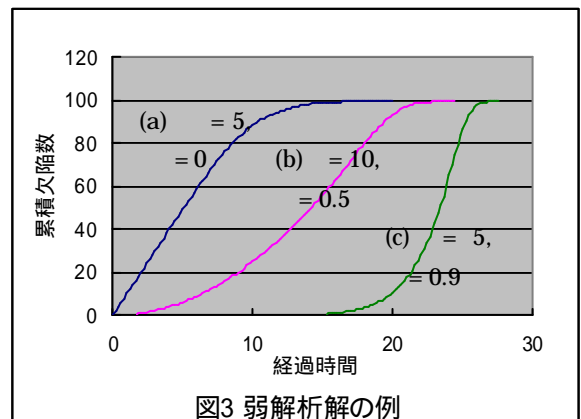


図3 弱解析解の例

だけである^[13]。これらの解析解ではカバーしきれない代表的な弱解析解は、これらの直線から離れたところ、すなわち $\lambda \gg 1$ (ただし $\lambda < 1$) となる λ の組に対応する解である。

図3の(a)は $\lambda = 0.5$, $\beta = 5$ の場合であり、直線的に累積欠陥が増えていった後、テストの終盤で突然収束する例である。図3の(b)は $\lambda = 0.5$, $\beta = 10$ の場合であり、(a)より極端な例である。累積欠陥数ははじめのうち急激に増加していくが、突然収束する例である。図3の(c)は $\lambda = 0.9$, $\beta = 5$ の場合であり、ほとんど欠陥が検出されない期間が長く続いた後で突然欠陥が検出され、そして急激に収束してしまう例である。

4. 弱解析解の有効性の検証

弱解析解を含めた新統合モデルのすべての解 (ただしテスト開始時点での累積欠陥数は0とする) を用いて残存欠陥数を推定した場合の有効性を検証する。

4.1 合成データによる検証

新統合モデルを用いて合成したデータ ($\lambda = 0.5$, $\beta = 1 \sim 5$) を図4に示す。 $\lambda = 0.537$, $\beta = 0.463$ の場合は遅延 S 字形モデルのよい近似となることがわかっている^[10,11]。図4から β の値が大きくなるにつれて強い S 字を示すことがわかる。特に $\lambda = 0.5$, $\beta = 5$ となる合成データを欠陥検出比率 99% の時点で旧統合モ

デルの $y = N(1 - e^{-bt})^{\frac{1}{\beta}}$ の形の解を用いて推定した結果を図5に示す。旧統合モデルの推定パラメータは $N = 1.10$, $b = 0.319$, $c = 6.317$ ($\lambda = 0.158$) である。推定曲線の λ は0に近く、遅延 S 字形モデルに比べて S 字型が強くなっている。しかし、合成データと旧統合モデルによる推定曲線は一致しているとはいえない。 $N = 1.10$ からわかるようにこの例での推定誤差は 10% である。すなわち、100 個しかない欠陥が 110 個あると見積もられてしまう。

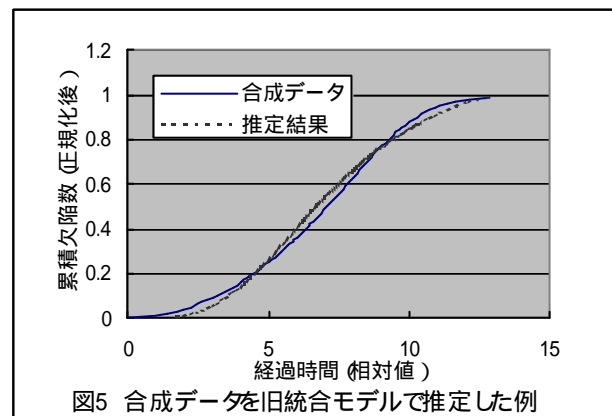
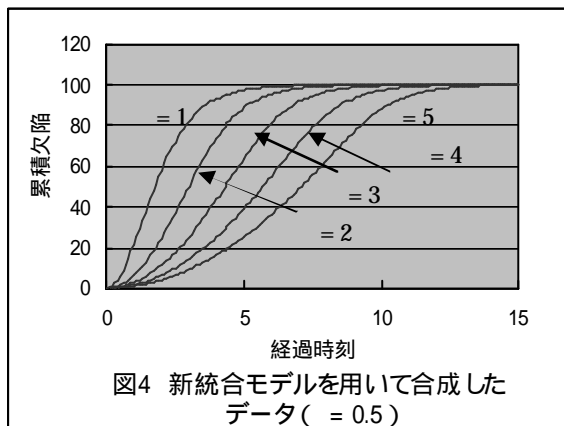
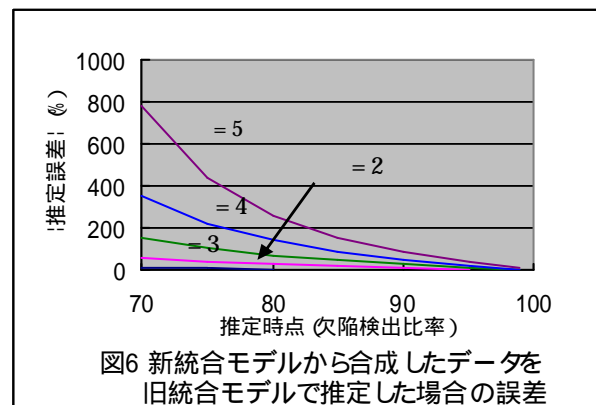


図4で示した各合成データに対して旧統合モデルで総欠陥数を推定した場合の誤差を図6に示す。横軸は推定時点の欠陥検出比率である。SRGM はテストの初期段階から利用することができるが、実際に推定精度が高まるのは、欠陥検出比率が 70% を超えてからと考えられる。しかし、図6からわかるように、 β の値が大きくなり、旧統合モデルの解析解から大きくはずれた合成データに対しては、推定誤差は非常に大きい。例えば β が 2 (λ は 0.5) の合成データに対する欠陥検出比率 70% の時点での推定誤差は 56% であるが、 β が 5 (λ は 0.5) の合成データに対する欠陥検出比率 70% の時点での推定誤差は 700% を超える。一般に欠陥検出比率が増えてい

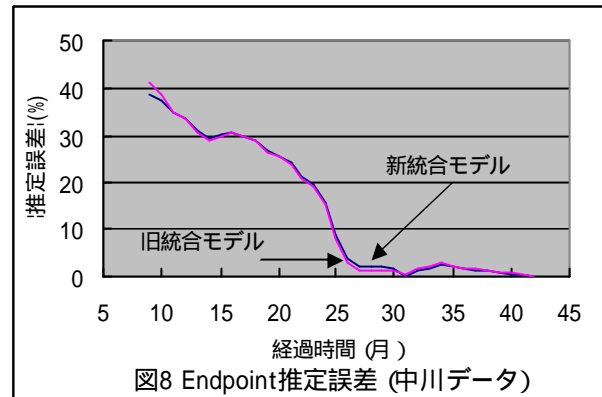
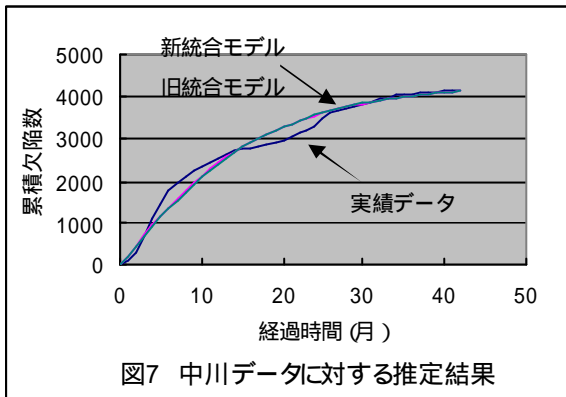


くに従って推定誤差は小さくなり、 α が 2 (β は 0.5) の場合の推定誤差は、90%の時点で 12%、99%の時点で 1.3%と実用上問題ない程度となる。

4.2 実データによる検証

(1) Endpoint 推定による検証

Endpoint 推定とは、開発時の累積欠陥データだけを使って SGRM の能力を評価する方法である。具体的には、累積欠陥データの途中までのデータから既知であるデータの最終時点での累積欠陥数を推定してその誤差から推定能力を評価する。ここでは、旧統合モデルの論文^[11]で用いた中川データ(図7)に加え、ソフトウェア開発支援ツールを開発中に得られた実際の累積欠陥データ^[13](以後このデータを金井データと呼ぶ)の2つを用いて評価する。



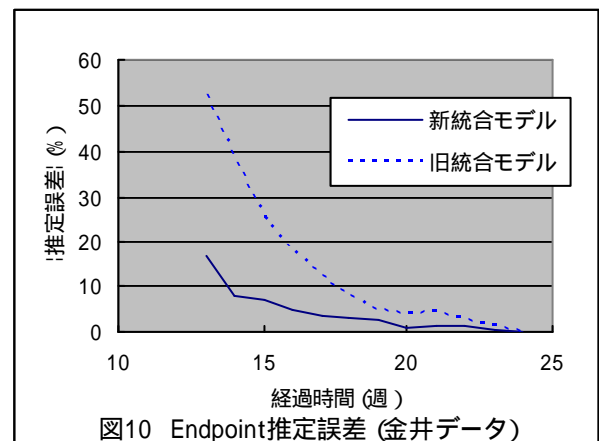
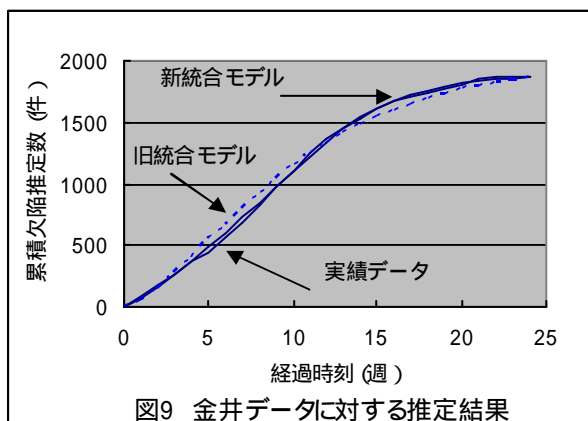
中川データに対して新統合モデルと旧統合モデルで Endpoint 推定を行った結果を図8および表1に示す。新統合モデルの方が旧統合モデルより全体で平均 0.1%程度よい結果を示しているが、ほとんど同じ推定能力であるといつてよい

金井データの実績データと推定時刻が 24 週目の Endpoint 推定曲線を図9に示す。また、Endpoint 推定誤差の絶対値の変動を図10に、Endpoint 推定誤差の絶対値の平均を表2に示す。金井データでは、旧統合モデルに比較して明らかに新統合モデルの推定能力が増している。13 週から 23 週までの Endpoint 推定誤差の絶対値は平均で 3.5倍(11.2%)、16 週から 23 週までの平均で 3.1倍(4.7%)それぞれ改善されている。図9からも明らかに新統合モデルの方がよく実績データに適合していることがわかる。

表1 Endpoint 推定誤差の絶対値の平均
(中川データ)

平均の計算区間		新統合モデル	旧統合モデル	改善効果(差)
9~41		15.3	15.4	0.1
	26	1.5	1.6	0.1
	~ 26~30	1.6	2.3	0.7
	41 31~41	1.4	1.2	-0.2

(単位:%)



(2) 納入後欠陥数との比較

納入後の欠陥数のわかっている実際のプロジェクト15件¹で新旧統合モデルを比較した結果を表3に示す。項番1～7は旧統合モデルでよい予測をしたプロジェクトであり、項番8～15は旧統合モデルでの予測結果の悪かったプロジェクトである。

次のような結果が得られた。

- (1) 旧統合モデルでは、収束値が得られなかった2プロジェクトに対して収束値が得られた(項番14, 15)。
- (2) 旧統合モデルでは、推定誤差の大きかった(10%以上)6プロジェクトのうち4プロジェクトで10%以上の改善効果が見られた(項番9, 10, 12, 13)。
- (3) 旧統合モデルでは、推定誤差の大きかった6プロジェクトのうち2プロジェクトでは改善効果が見られなかった(項番8, 11)。
- (4) 旧統合モデルでもともと推定誤差の小さかった(10%未満)7プロジェクトのうち、6プロジェクトでは改善効果は見られなかった(項番1, 2, 3, 4, 5, 7)。
- (5) 旧統合モデルでもともと推定誤差の小さかった7プロジェクトのうち、新統合モデルでの推定誤差が10%近く悪くなったものが1件あった(項番6)。

これらの結果から、旧統合モデルを用いた推定で推定精度の低いプロジェクトに対しては、新統合モデルによる推定が有効であること、旧統合モデルで欠陥検出比率を正しく推定できているプロジェクトでは、新統合モデルで推定しても特に改善されるわけではないことがわかる。

4.3 考察

4.で示したように、新統合モデルは、旧統合モデルがカバーする曲線から離れた形をしている実績データや、累積欠陥数が急激に増大するため総欠陥数を推測しにくいというデータに対して有効である。後者のようなデータに対して新統合モデルが有効に働く理由は、新統合モデルの微分方程式の中に(1-x)という、欠陥検出比率の高さがその時点の欠陥検出率 dy/dt を抑制する要因として働く項が含まれているためである。この項のために、欠陥検出比率が100%に近づくに従ってその時点の欠陥検出率 dy/dt が0に近づき、yは飽和する。したがって旧統合モデルを用いた場合ではまだ多くの残存欠陥が存在すると推定

表2 Endpoint 推定誤差の絶対値の平均 (金井データ) (単位(%))

平均の計算区間(週)	旧統合モデル(A)	新統合モデル(B)	改善効果(A)-(B)	改善効果(A)/(B)
13~23	15.6	4.4	11.2	3.5
16~23	6.9	2.2	4.7	3.1

表3 実プロジェクトに対する残存欠陥数の予測比較

項番	検出欠陥数(件)		納入時残存欠陥数予測(件)		推定誤差(%)		改善率(%) (G)
	開発時(A)	納入後(B)	旧統合モデル(C)	新統合モデル(D)	旧統合モデル(E)	新統合モデル(F)	
1	31	8	5.6	6.6	6.1	3.6	2.5
2	8	1	0.7	0.3	3.7	7.2	-3.5
3	18	3	2.9	3.1	0.7	0.5	0.2
4	81	6	7.3	2.2	1.5	4.4	-2.9
5	90	5	6.7	7.8	1.8	2.7	-0.9
6	28	5	6.8	0	5.3	15.1	-9.8
7	13	0	0.6	0.2	4.3	1.5	2.8
8	56	2	9.8	11.0	13.4	15.3	-1.9
9	84	0	14.3	5.5	17.1	6.6	10.5
10	56	6	24.4	3.6	29.7	3.8	25.9
11	101	5	61.2	72.9	53.1	64.1	-11.0
12	110	4	82.2	0.4	36.9	3.2	33.7
13	32	0	199.8	2.0	624.5	6.3	618.2
14	58	6	*	11.0	-	7.9	**
15	100	0	*	0.0	-	0.0	**

(注1) (E) = |(C) ? (B)| / ((A) + (B)), (F) = |(D) ? (B)| / ((A) + (B)), (G) = (E) - (F)

(注2) *: 発散, **: 収束

¹ (株) 構造計画研究所殿より御提供頂いたデータ

される場合や総欠陥数が収束しないような場合でも収束する解を得ることができ、図3で示したように、さまざまな形をした累積欠陥データでも最後に収束するものに対しては、新統合モデルは柔軟に対応できる。

5. おわりに

ソフトウェア信頼度成長モデルに関する新統合モデルの厳密解を示した。また、実データを使って新統合モデルの有効性を調べ、次のことを明らかにした。

- (1) 2件の大規模プロジェクトに対して Endpoint 推定によって推定能力を評価したところ、1件は旧統合モデルと新統合モデルで差がみられなかったが、他の1件では新統合モデルを用いることにより平均3倍以上の推定精度の向上がみられた。
- (2) リリース後の欠陥数がわかっている15件のプロジェクトデータを用いてリリース時に残存欠陥数を推定したところ、旧統合モデルでは総欠陥数の収束値が得られなかった2プロジェクトに対して収束値が得られ、旧統合モデルによる推定誤差が10%以上あった6プロジェクトのうち4プロジェクトで10%以上の改善効果が見られた。
- (3) 上記15件の残りの7プロジェクト(旧統合モデルによる推定誤差が10%未満)のうち6プロジェクトではさらなる改善効果は見られず、1プロジェクトでは推定誤差が11%低下した。

これらの結果から、旧統合モデルで推定精度の低いプロジェクトに対しては、新統合モデルによる推定が有効であることがわかる。

<参考文献>

- [1] Jelinski, Z. and Moranda, P.: Software Reliability Research, *Statistical Computer Performance Evaluation*, Freiberger, W. (Ed.), pp. 465-484, Academic Press, New York (1972).
- [2] Musa, J.D.: A Theory of Software Reliability and Its Application, *IEEE Trans. Software. Eng.*, Vol. SE-1, No. 3, pp. 312-327 (1975).
- [3] Littlewood, B.: Theories of Software Reliability: How Good Are They and How Can They Be Improved?, *IEEE Trans. Software. Eng.*, Vol. SE-6, No. 5, pp. 489-500 (1980).
- [4] Goel, A.L. and Okumoto, K.: Time-Dependent Error-Detection Rate Model for Software Reliability and Other Performance Measures, *IEEE Trans. Rel.*, Vol. R-28, No. 3, pp. 206-211 (1979).
- [5] Yamada, S., Ohba, M. and Osaki, S.: SShaped Reliability Growth Modeling for Software Error Detection, *IEEE Trans. Rel.*, Vol. R-32, No. 5, pp. 475-478 (1983).
- [6] Ohba, M.: Software Reliability Analysis Models, *IBM J. Res. Dev.*, Vol. 28, No. 4, pp. 428-443 (1984).
- [7] Tohma, M., Tokunaga, K., Nagase, S. and Murata, Y.: Structural Approach to the Estimation of the Number of Residual Software Faults Based on the Hyper-geometric Distribution, *IEEE Trans. Software. Eng.*, Vol. SE-15, No. 3, pp. 345-355 (1989).
- [8] Kanoun, K., Martini, M.R.B. and Souza, J.M.: A Method for Software Reliability Analysis and Prediction Application to the TROPICO-R Switching System, *IEEE Trans. Software. Eng.*, Vol. SE-17, No. 4, pp. 334-344 (1991).
- [9] Karunanithi, N., Whitly, D. and Malaiya, Y.K.: Prediction of Software Reliability Using Connectionist Models, *IEEE Trans. Software. Eng.*, Vol. SE-18, No. 7, pp. 563-574 (1992).
- [10] 古山恒夫、中川 豊: ソフトウェア信頼度成長曲線に関する統合モデルと有効性の検証, 情報処理学会研究報告, 1994-SE-97, Vol. 1994, No.10, pp. 73-80 (1994).
- [11] Furuyama, T. and Nakagawa, Y.: A Manifold Growth Model that Unifies Software Reliability Growth Models, *Int. J. of Reliability, Quality and Safety Engineering*, Vol. 1, No. 2, pp.161-184 (1994).
- [12] 古山恒夫: 検出欠陥数の推移から見た統合モデルとその意味付け, 情報処理学会研究報告, 2003-SE-140, Vol. 2003, No.18, pp. 131-138 (2003).
- [13] 金井 敦、古山恒夫: プログラム品質を考慮した試験工程進捗モデル, 情報処理学会論文誌, Vol. 42, No.9, pp. 2302-2309 (2001).