

コンピュータを適用したソフトウェア信頼性多変量モデル

上田, 浩太郎 / UEDA, Kotaro

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学・工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

55

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2014-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00010352>

コピュラを適用したソフトウェア信頼性多変量モデル

MULTI-VARIATE SOFTWARE RELIABILITY ASSESSMENT MODEL BASED ON COPULAS

上田浩太郎

Kotaro UEDA

指導教員 木村光宏

法政大学大学院工学研究科システム工学専攻修士課程

In this study, we first propose a bivariate software reliability assessment model. The model has two variables which are the number of digested test cases and the number of detected software faults. Upon the modeling, we employ a Gaussian copula function with two log-normal marginal distributions and dependency parameters. By using our model, a real dataset is analyzed and we show a bivariate control chart for software testing progress as a numerical example. Furthermore, we expand our model to a trivariate copula model and discuss its performance.

Key Words: Software reliability, Multi-variate model, Gaussian copula

1. はじめに

ソフトウェア製品の開発では、短納期でコストを削減し、顧客ニーズに応えられるように、プロジェクトをマネジメントしなければならない。特に当り前品質の一つであるソフトウェアの信頼性を確保するために、開発工程の管理データを収集して、モデルを適用し、ソフトウェア内に含まれるフォールト数や信頼度を推定する必要がある。

現在、実用的に利用されている発見フォールト数モデルは必要なデータがテスト経過時間の発見フォールト数だけであり、影響を与えると予測されるテスト労力やテスト網羅度が加味されていないという問題点がある。この点に着目し、井上、山田ら [1][2] は、2 変量ワイブル型ソフトウェア信頼度成長モデルを考案し、テスト時間とテスト労力量を変数として扱った。さらに坂上 [3] は 2 つの変量間の関連性に着目し、離散周辺分布を持つ FGM(Farlie-Gumbel-Morgenstern) コピュラによるモデル化について検討した。一般にコピュラは相互に依存した 2 つの周辺分布を同時分布として表現することが可能となるため、2 つの変量間の関連性や依存性に関して考慮したモデルを構築することが可能であると考えられる。しかし、上記のモデルはある程度までの依存性しか考慮できず、また、離散周辺分布であるため、モデルが扱いにくい等という問題点があった。

そこで本研究では、依存性の評価を拡張し、連続周辺分布を持つコピュラによるモデル化することを目的とする。

本モデルでは時系列の 2 変量データである、発見フォールト数と消化テストケース数を周辺分布として定義し、モデルの構築を行う。また、実測データとの比較を通して、その有用性を検証する。その後、モデルの 3 変量への拡張や、周辺分布の関数・コピュラ関数の最適な選択について検討・考察する。そして、最終的に本モデルがテスト工程の定量的進捗度管理とソフトウェア信頼性評価の精度向上に貢献できるか否かを検討する。

2. モデルの概要

本モデルは、発見フォールト数要因、投入テスト労力要因の 2 つの要因を変数として扱い、2 変量間の依存性を正規コピュラによって表現しモデル化を行う。発見フォールト数要因はそのまま発見フォールト数データを扱う。投入テスト労力の要因は、容易にデータの収集が可能であることから消化テストケース数を扱う。さらに 2 変量の周辺分布は、実用的で取り扱いやすくするため対数正規分布を適用した。

3. 諸量の定義

X_i : 第 i 日のテストにおける発見フォールト数 (確率変数, $i = 1, 2, \dots, n$)

Y_i : 第 i 日のテストにおける消化テストケース数 (確率変数, $i = 1, 2, \dots, n$)

Z_i : 第 i 日のテストにおける修正フォールト数 (確率変数, $i = 1, 2, \dots, n$)

\tilde{X}_i : 対数を取った発見フォールト数

\tilde{Y}_i : 対数を取った消化テストケース数

\tilde{Z}_i : 対数を取った修正フォールト数

λ_{x_i} : \tilde{X}_i の期待値 ($E[\tilde{X}_i]$)

λ_{y_i} : \tilde{Y}_i の期待値 ($E[\tilde{Y}_i]$)

λ_{z_i} : \tilde{Z}_i の期待値 ($E[\tilde{Z}_i]$)

$C_i(u_{X_i}, u_{Y_i}; \Sigma)$: 第 i 日を記述する 2 変量 (u_{X_i}, u_{Y_i}) の正規コピュラ . ここで, Σ は 2 つの変量の依存度を表す分散共分散行列である .

$C_i(u_{X_i}, u_{Y_i}, u_{Z_i}; \Sigma)$: 第 i 日を記述する 3 変量 ($u_{X_i}, u_{Y_i}, u_{Z_i}$) の正規コピュラ . ここで, Σ は 3 つの変量の依存度を表す分散共分散行列である .

(1) フォールト数の分布

X_i に関する実測データは, 1 日毎に収集された発見フォールト数である . X_i の従う分布モデルとして, X_i に対して対数を取り, 連続的に期待値が変化する対数正規分布としてモデル化する . すなわち,

$$p_{\tilde{X}_i}(x) = \Pr[\tilde{X}_i = x] = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(x - \lambda_{x_i})^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

$$\lambda_{x_i} = d \cdot e^{-b \times i} (b \times i)^{r-1} (d, b > 0, r \geq 1), \quad (2)$$

を仮定する . ここで, b, d , および r は未知の定数パラメータであり, 特に r は形状パラメータとして機能する . また, σ は \tilde{X}_i の標準偏差とする .

なお, 数値的な取り扱いのしやすさから X_i の対数を取り, 正規コピュラのモデルに組み込んだ . この事は元のデータに対数正規分布を当てはめたのと同様である .

(2) テストケース数の分布

Y_i に関する実測データは, 1 日毎に収集された消化テストケース数である . Y_i の従う分布モデルとして, Y_i に対数を取った対数正規分布に従うとする . したがって \tilde{Y}_i については

$$p_{\tilde{Y}_i}(y) = \Pr[\tilde{Y}_i = y] = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(y - \lambda_{y_i})^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

$$\lambda_{y_i} = f \cdot e^{-m \times i} (m \times i)^{h-1} (f, m > 0, h \geq 1), \quad (4)$$

とする . ここで, f, m , および h は未知の定数パラメータであり, 特に h は形状パラメータとして機能する . すなわちテスト日によって期待値が変化し, 期間を通じて消化するテストケースにバラつきがあると仮定した .

4. コピュラ関数を用いた信頼性モデル

本研究では, 各変量間の依存性を表現する場合に有効であり, 依存性の評価の幅が広い, 正規コピュラを採用した . パラメータは分散共分散行列 Σ で与えられる [4] . 上記の 2 つの変量 X_i および Y_i を周辺分布として定式化すると, 同時密度関数は

$$c_i(u_{X_i}, u_{Y_i}) = \frac{1}{\sqrt{|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2} \omega^T (\Sigma^{-1} - I) \omega\right), \quad (5)$$

$$\omega = \Phi^{-1}(u), \quad (6)$$

となる . u をベクトル (u_{X_i}, u_{Y_i}), I を単位行列とする .

(1) パラメータ推定

構築したモデルの推定すべき未知パラメータ数は 7 つである . 最尤推定法によりコピュラのパラメータの推定を行う . ここで, 式 (5) に対し最尤推定を行うことは, 全パラメータの推定を同時に行うことになり, 計算が非常に複雑で推定が困難になる . そこで, 文献 [5] に基づき, 発見フォールト数データと消化テストケース数, それぞれのデータより周辺分布のパラメータの推定を行う .

5. 適用例と考察

前節までで構築したモデルに対し, 表 1 に示した, 実際のソフトウェア工程から採取されたソフトウェア開発工程の 35 日間のテストデータを用いる . 解析に用いた実測データを以下に示す .

表 1 35 日間の実測データ .

i	発見フォールト数 X_i	消化テストケース数 Y_i	修正フォールト数 Z_i
1	8	7	7
2	22	3	22
3	33	7	32
4	51	7	47
5	28	7	26
6	26	13	25
7	16	20	16
8	48	53	48
9	39	47	36
10	57	95	53
11	63	56	57
12	43	59	39
13	77	44	71
14	83	45	80
15	68	42	65
16	65	75	57
17	96	63	90
18	62	74	60
19	65	43	57
20	97	41	90
21	51	97	46
22	64	89	57
23	36	57	29
24	42	79	40
25	18	74	16
26	21	65	18
27	39	68	37
28	15	117	15
29	8	88	8
30	28	78	28
31	7	38	6
32	5	41	5
33	3	55	3
34	3	63	3
35	12	40	12
合計	1399	1847	1301

表 1 には発見フォールト数と消化テストケース数, 修

正フォールト数が記録されている．本章では，発見フォールト数と消化テストケース数を用いる．

発見フォールト数のデータを式 (1)，式 (2) に適用し，未知パラメータ \hat{d} \hat{r} \hat{b} を最尤推定法により求める．その結果，表 2 のように求められた．ここで推定日時とは，例えば $i = 30$ 日目までのデータを用いて，その時点におけるパラメータの推定を行ったことを表す．テスト終了 5 日前からのモデルの当てはまりを調べる．

表 2 フォールト数のパラメータ推定結果．

推定日時 i	\hat{d}	\hat{r}	\hat{b}
30	11.5171	2.4	0.10970
35	11.5171	2.4	0.10974

次にテストケース数のデータを式 (3)，式 (4) に適用し，未知パラメータ \hat{f} \hat{h} \hat{m} を最尤推定法により求める．その結果，表 3 のように求められた．

表 3 テストケース数のパラメータ推定結果．

推定日時 i	\hat{f}	\hat{h}	\hat{m}
30	10	2.7	0.1
35	9.4276	2.9	0.0988

以上に基づき， $n = 35$ の時点での各未定パラメータの推定を \tilde{X}_i ， \tilde{Y}_i を用いて行った後， Σ の推定を行った．結果は

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 0.87908 & 0.24299 \\ 0.24299 & 0.77972 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

となった．また，これらを用いて \tilde{X}_{35} および \tilde{Y}_{35} に対する同時確率関数の推定結果の一部を図 1 に示す．なお高さが確率密度を表している．図 1 よりテスト終了間近で

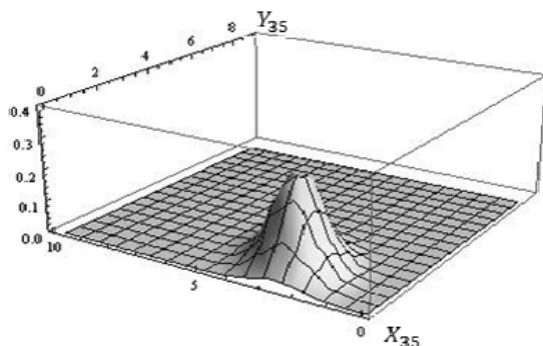


図 1 推定された同時確率密度 ($i = 35$)．

ある 35 日目において，フォールト数 (X_i) が 0 付近に大きな確率を持っていることが見て取れ，残存バグ数が残り

少ない事が分かる．また，推定時間を変えて図を描くことにより，日によって X_i ， Y_i 軸方向にそれぞれ分布が変化していることが分かった．さらに，1 日目から日が経つごとに発見フォールト数が増えていき，中盤から発見フォールト数が減っていることから，現実のテストと同様の動きをしていると考えられる．

(1) コピュラ関数を用いた発見フォールト数の短期予測

テスト途中の 30 日目までのデータから本モデルを構成し，テスト最終日までの 31, ..., 35 日目の発見フォールト数を短期予測をしてみる．未来の発見フォールト数がどのような数値の範囲にあるかを確率的に示したいため，モデルの累積分布関数から 31, ..., 35 日目の信頼区間を推定してみる．信頼水準は一般的に用いられている 95% とし，発見フォールト数が少ない場合は棄却する必要がないので，上側の片側信頼区間 95% と設定する．結果を図 2 に示す．グラフ内の曲線が 95% ラインとなり，グラフ内の黒点が実測値を表している．グラフ内の 95% ラインより外側 (図の右上領域) に実測値が存在する場合，信頼水準 95% でこのモデルに実測値は含まれないという解釈ができる．

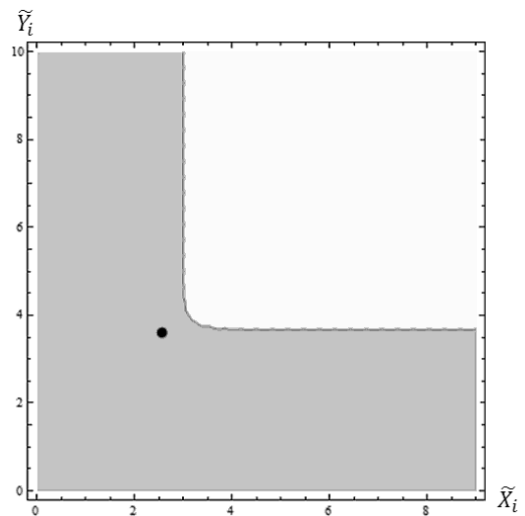


図 2 35 日目の 95% 信頼領域と実測値．

信頼区間は発見フォールト数・消化テストケース数共に，周辺分布の結果の通りに，減少している事が分かった．図 2 より，30 日目までのデータから求めたコピュラ関数の 95% 信頼区間に 35 日目の実測値が含まれる結果となった．さらに，31 日目～34 日目の信頼区間でも，全ての場合で 95% 信頼区間内に実測値を含む結果となった．これより，将来の発見フォールト数や消化テストケース数の範囲を求められることが分かった．さらに全日程で信頼区間内に実測値が含まれていることから，途中データを用いた場合の予測精度も高いことが分かり，

このモデルは当てはまりが良く、有用性があると考えられる。

1.1 正規コピュラ以外の累積分布関数の95%信頼区間

正規コピュラ以外のコピュラを使用しても、同様に累積分布関数の95%信頼区間内に実測値が含まれているか検討してみる。全てのコピュラの場合で95%信頼区間を算出するためには多大な計算量が必要になるので、まず信頼区間が最も狭くなるミニマルコピュラで実測値が含まれているか検討してみる。前節と同様に上側の片側信頼区間95%と設定する。結果を図3に示す。

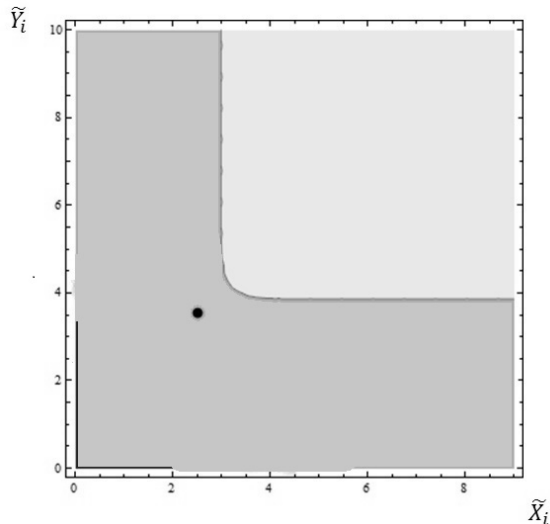


図3 ミニマルコピュラ:35日目の95%信頼領域と実測値。

図3より、ミニマルコピュラを使用した場合でも31日目から35日目の全日程で95%信頼区間内に実測値が含まれる結果となった。よってどのコピュラを使用した場合でも95%信頼区間内に実測値が含まれると予測され、周辺分布の推定精度が良いこともあり、途中データを用いた予測精度が非常に高く有用性があると考えられる。

6. モデルの拡張

(1) 3変量への拡張

前章までのモデルは発見フォールト数と消化テストケース数の2変量であったが、フォールト発生現象に影響を与えると予測される要素は他にもあると考えられる。そこで発見フォールト数と消化テストケース数に加え、新たにテスト時間要因の修正フォールト数を組み込み、3変量間の関連性に着目したコピュラのモデルを作れるかどうか検討し、最終的に95%信頼区間を算出することを目標とする。発見フォールト数と消化テストケース数の周辺分布は上記で推定したデータを用いる。

1.1 修正フォールト数の分布の推定

Z_i に関する実測データは、1日毎に修正・除去されたフォールト数である。 Z_i の従う分布モデルとして、 Z_i に

対して対数を取り、連続的に期待値が変化する対数正規分布としてモデル化する。すなわち、

$$p_{\tilde{Z}_i}(z) = \Pr[\tilde{Z}_i = z] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(z - \lambda_{z_i})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$$\lambda_{z_i} = q \cdot e^{-p \times i} (p \times i)^{v-1} (p, q > 0, v \geq 1), \quad (9)$$

を仮定する。ここで、 p, q , および v は未知の定数パラメータである。また、 σ は \tilde{Z}_i の標準偏差とする。

(2) 適用例

修正フォールト数のデータを式(8)、式(9)に適用し、未知パラメータ $\hat{p}, \hat{q}, \hat{v}$ を最尤法により求める。その結果以下の表4のように求められた。

表4 修正フォールト数のパラメータ推定結果。

推定日時 i	修正フォールト数		
	\hat{p}	\hat{v}	\hat{q}
30	11.13911,	2.5	0.11290
35	11.48599	2.4	0.10940

これより、 $n = 30$ の時点での各未定パラメータの推定を \tilde{Z}_i を用いて行った後、 Σ の推定を行った。結果は

$$\Sigma_{30} = \begin{bmatrix} 1.0071 & 0.39099 & 0.99089 \\ 0.39099 & 0.72266 & 0.38894 \\ 0.99089 & 0.38894 & 0.97898 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

となった。

これより、各変量の周辺分布と正規コピュラのパラメータ Σ を求めることができ、モデルを作成することができた。よって、本モデルの同時確率密度関数のグラフを算出しようとしたが、4次元の分布となってしまう図示は不可能であった。しかし、信頼区間のグラフは累積分布関数を信頼水準で切った断面図になるため、次元が一つ落ちることになる。よって、95%信頼区間のグラフを3次元等高線グラフを用いて作成してみる。テスト途中の30日目までのデータから本モデルの累積分布関数を求め、35日目の95%信頼区間を推定してみる。結果を図4、図5に示す。3次元のグラフであるため、分かりやすいように2方向からの結果を表示する。グラフ内の曲線が95%ラインとなっており、グラフ内の点を実測値を表している。グラフ内の95%ラインより0に近い方に実測値が存在する場合、信頼水準95%でこのモデルに実測値は含まれるという解釈ができる。

上記の図より、95%信頼区間は日によって $\tilde{X}_i, \tilde{Y}_i, \tilde{Z}_i$ 軸方向にそれぞれ分布が変化していることが分かる。35日目で95%信頼区間内に実測値が含まれる結果となった。よって、30日目までのデータから、3変量の場合でも、将来の発見フォールト数や消化テストケース数・修

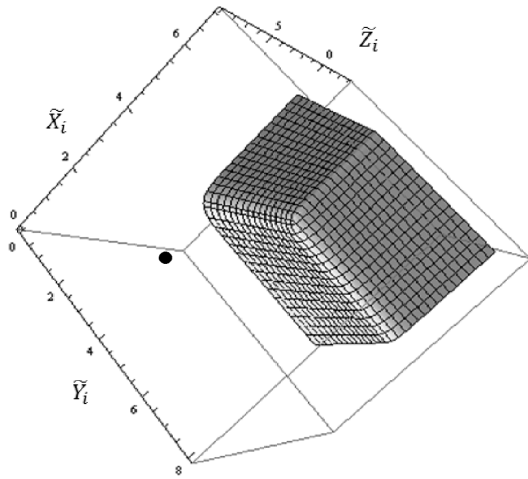


図4 35日目の95%信頼領域と実測値1(黒点は実測値(2.484,3.689,2.484)を示す)。

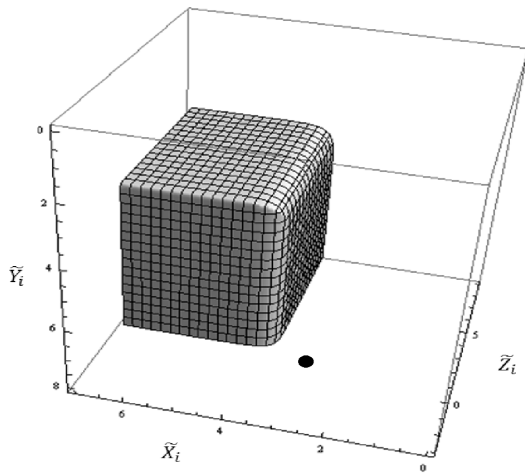


図5 35日目の95%信頼領域と実測値2(黒点は実測値(2.484,3.689,2.484)を示す)。

正フォールト数の信頼領域を求められることが分かった。これより、信頼区間に実測値が含まれていることから、3変数のモデルで途中データを用いた場合の予測精度も高いことが分かり、当てはまりが良く有用性があると考えられる。

(3) 他のコピュラ関数の適用

本節ではモデルの精度をさらに上げるために、最適な周辺分布やコピュラ関数の選択について考察する。

本モデルでは、依存性の評価の幅が非常に広がる正規コピュラをコピュラ関数に選択したが、他のコピュラ関数のモデルで性能を比較してみる。これより、パラメータ数が一つの2変数のFGMコピュラでモデルを作成してみる。最初にFGMコピュラのパラメータ推定の方法について説明する。変数 u_1, \dots, u_n を周辺分布として定

式化すると、同時分布関数は

$$C(u_1, \dots, u_n) = \left(1 + \theta \prod_{i=1}^n (1 - u_i)\right) \prod_{i=1}^n u_i, \quad (11)$$

である。また、2つの周辺分布の依存性を表す θ は $-1 \leq \theta \leq 1$ を満たす。これより、 θ を最尤法により推定すると、0.99という非常に1に近い値を取った。この結果から、FGMコピュラのモデルを作成することができた。

次にFGMコピュラと正規コピュラでどちらのモデルが性能が良いか考察してみる。

モデルの性能を比較するために、全日程での確率密度関数の対数尤度を計算することにする。この対数尤度が大きい方がモデルとして優れていることになる。結果を表5に示す。

表5 各コピュラの対数尤度。

コピュラ	対数尤度
正規コピュラ	-136.113
FGMコピュラ	-127.362

表5より、正規コピュラよりFGMコピュラのモデルの方が適切であるという結果が出た。

(4) 最適な周辺分布

このデータでは、FGMコピュラの方がパラメータ数の多い正規コピュラより良い結果が得られた。パラメータ数が少ないモデルで良い結果が得られた理由として2つ考えられる。1つ目は、元データのばらつきが、変数間のわずかな依存性を表現する場合に有効であるというFGMコピュラ向けであり、分布の中央付近では依存度の表現が強く、分布の裾での依存関係が弱い正規コピュラ向けではなかったと予測される。

2つ目は、周辺分布の選択が最適ではなかったことが考えられる。よって、本モデルでは対数正規分布を使用した。さらに適切な分布がないかこの章で考察してみる。

これより、2変数のヒストグラムを作成し、最適な周辺分布を選択してみる。2変数のヒストグラムを作成してみた結果、周辺分布は、発見フォールト数が指数分布、消化テストケース数が、前章と同様に対数正規分布とする。消化テストケース数の周辺分布は前章と同様のデータを用いる。

発見フォールト数 X_i が指数分布より、

$$p_{X_i}(x) = \Pr[X_i = x] = \lambda_{x_i} \exp(-\lambda_{x_i} x), \quad (12)$$

$$\lambda_{x_i} = a \cdot e^{-c \times i} (c \times i)^{l-1}, \quad (13)$$

を仮定する。ここで、 a 、 c 、および l は未知の定数パラメータである。また、各パラメータの正負については、

$\lambda_{z_i} > 0$ となるようにとらなければならない。

これよりパラメータを推定するため、発見フォールト数のデータを式 (12) に適用し、未知パラメータ \hat{a} \hat{l} \hat{c} を最尤法により求める。その結果、以下の表 6 のように求められた。

表 6 発見フォールト数のパラメータ推定結果。

推定日時 i	フォールト数		
	\hat{a}	\hat{l}	\hat{c}
35	-0.00854335	0	-0.1412740

次に正規コピュラのパラメータである分散共分散行列 Σ を求める。35 日目で推定した結果、以下の式 (14) のように求められた。

$$\Sigma_{30} = \begin{bmatrix} 1.25384 & -0.195266 \\ -0.195266 & 0.779719 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

この結果から、周辺分布を指数分布と対数正規分布と設定した正規コピュラのモデルを作成することができた。次に前節の FGM コピュラと新しく作成した正規コピュラのモデルでどちらが性能が良いか考察してみる。前節と同様に、モデルの性能を比較するために、全日程での確率密度関数の対数尤度を計算することにする。結果を表 7 に示す。

表 7 各コピュラ対数の対数尤度。

コピュラ	対数尤度
正規コピュラ	-106.489
FGM コピュラ	-127.362

表 7 より、新たな正規コピュラのモデルの方が対数尤度が高い結果となり、FGM コピュラのモデルより優れている結果となった。これより、本モデルの発見フォールト数の周辺分布を指数分布に変更した結果、さらに評価精度を上げることができた。

7. おわりに

本研究では、基本モデルではテスト時間要因とテスト項目消化数による要因の 2 つに依存性を考慮したモデル、拡張モデルでは 3 変量としたが、今後の課題としてよりモデルの精度を上げることが挙げられる。モデルの精度を上げるためには、さらに様々なデータを用いてモデルの有用性を検証する必要がある。

また、信頼度関数を算出する方法を模索する必要がある。ソフトウェアやシステムの信頼性を定量的に比較する方法として、信頼度関数を導出することが望ましい。しかし、本モデルでは時系列の多変量データを取り扱っていることから、時間ごとに関数が変化するため、信頼度関数を算出する方法を見出すことができなかった。よって、今後の課題で信頼度関数を導出し、モデルの適用性を高めることが挙げられる。

これらの課題に取り組んでいくことにより、安定したソフトウェア開発、ひいてはこれからの情報化社会のより良い発展に貢献できると考えている。

参考文献

- [1] 井上 真二, 山田 茂:「高信頼性ソフトウェア開発のための最適テスト労力投入問題」, REAJ 誌, Vol. 32, No. 1 (2010) .
- [2] 井上 真二, 山田 茂:「2 変量ワイブル型ソフトウェア信頼度成長モデルとその適合性評価」, 情報処理学会論文誌, Vol. 49, No. 8, pp. 2851-2861 (2008) .
- [3] 坂上 敏樹:「コピュラを適用した離散型 2 変量ソフトウェア信頼性モデル」, 法政大学大学院工学研究科システム工学専攻修士論文, (2012) .
- [4] 戸坂 凡展, 吉羽 要直:「コピュラの金融実務での具体的な活用方法の解説」, 日本銀行金融研究所, 金融研究, 第 24 巻別冊 2 号, pp. 115-162 (2005) .
- [5] 山田 茂:ソフトウェア信頼性の基礎—モデリングアプローチ, 共立出版 (2011) .