

비선형 강도함수를 가진 NHPP 소프트웨어 신뢰성장 모형에 관한 비교 연구*

김 희 철**

요 약

유한고장수를 가진 비동질적인 포아송 과정에 기초한 모형들에서 잔존 결함 1개당 고장 발생률 (강도함수)은 일반적으로 상수, 혹은 단조증가 및 단조 감소 추세를 가지고 있다. 본 논문에서는 기존의 소프트웨어 신뢰성 모형인 Goel-Okumoto 모형 강도함수를 재조명하고 이 분야에 적용될 수 있는 보다 넓은 왜도와 첨도를 가지는 Burr모형 강도 함수 및 의료정보분야 및 여러 분야에서 널리 사용되는 2모수 카파(Kappa(2)) 분포 모형 강도함수를 제안하여 비교하고자 한다. 수치적인 예에서는 고장 간격시간으로 구성된 NTDS(Naval Tactical Data System)자료를 이용하였고 모수추정 방법은 최우추정법과 일반적인 수치해석 방법인 이분법을 사용하여 모수 추정을 실시하였다. 그리고 모형 설정과 선택 판단기준은 편차 자승합을 이용한 적합도 검정이 사용되었다.

The Comparative Study for NHPP Software Reliability Growth Model Based on Non-linear Intensity Function

Hee-Cheul Kim*

ABSTRACT

Finite failure NHPP models presented in the literature exhibit either constant, monotonic increasing or monotonic decreasing failure occurrence rates per fault (intensity function). In this paper, intensity function of Goel-Okumoto model was reviewed, proposes Kappa (2) and the Burr distribution, which made out efficiency application for software reliability. Algorithm to estimate the parameters used to maximum likelihood estimator and bisection method. For model determination and selection, explored goodness of fit (the error sum of squares) The methodology developed in this paper is exemplified with a software reliability real data set introduced by NTDS (Naval Tactical Data System)

Key words : Software Reliability Model, NHPP, Kappa(2)Distribution, Burr Distribution, SSE

* 이 논문은 2006년도 남서울대학교 학술연구조성비 지원에 의하여 연구되었음.

** 남서울대학교 산업경영공학과

1. 서 론

소프트웨어 테스팅 단계에서 소프트웨어 고장수(Number of failure)와 고장간격시간에 의해 소프트웨어 고장현상을 수리적으로 모형화 하면 소프트웨어에 대한 평가를 보다 쉽게 할 수 있으며 신뢰도 모형에 의해 소프트웨어 고장수, 소프트웨어 고장발생 간격시간, 소프트웨어 신뢰도 및 고장률 등의 신뢰성 평가측도들이 추정되어 미래의 고장시간을 예측할 수도 있다[1].

신뢰도에서 관측시간에 발견된 고장수 $N(t)$ 를 모형화 하는데 비동질적 포아송 과정이 널리 사용하여 왔다. 이 과정에서 강도함수(고장 발생률) $\lambda(t)$ 은 t 에 대한 단조(Monotonic)함수로 흔히 가정 한다[2].

본 논문에서는 Goel-Okumoto 모형 강도함수를 재조명하고 이 분야에 적용 될수 있는 보다 넓은 예도와 침도를 가지는 Burr 모형 강도 함수 및 의료정보분야 및 여러 분야에서 널리 사용되는 2모수 카파(Kappa(2))[9, 10] 분포 모형 강도함수를 제안하여 비교하여 효율성과 그 특성을 알아보고자 한다.

본 논문의 제 2장에서는 관련연구로서 유한 고장 NHPP 모형에 대하여 서술하였고 제 3장에서는 비선형 강도함수를 가진 Kappa(2)와 Burr(2)[3, 12] 분포를 이용한 신뢰성 모형에 대하여 설명하고 제 4장에서는 수치적인 예로서 실제 자료를 이용하여 각 모형에 대한 모수추정 및 모형비교를 실시하였으며 마지막으로 제 5장에서는 결론을 나열 하였다.

2. 관련 연구

2.1 NHPP

신뢰도에서 관측시간 $(0, t]$ 사이에 발견된 고장

수 $N(t)$ 를 모형화 하는데 비동질적 포아송 과정(Non-homogeneous poisson process ; NHPP)이 널리 사용하여 왔다[1]. 이 과정(Process)에서 강도함수(Intensity function) 혹은 고장 발생률(Rate of occurrence of failure ; ROCOF) $\lambda(t) = dE[N(t)]/dt$ 은 t 에 대한 단조(Monotonic)함수로 흔히 가정 한다[4]. 이 범주에서 지금까지 알려진 모형들은 Goel-Okumoto 모형, Weibull 모형 그리고 Cox-Lewis 모형등이 있는데 이 모형들에 대한 강도함수는 각각 시간에 의존한 함수, 멱(Power) 함수, 대수선형(Log-linear) 함수를 가정하였다[4].

NHPP 모형에서 평균값 함수 $m(t)$ (Mean value function)와 강도함수 $\lambda(t)$ 는 다음과 같은 관계로 표현 할 수 있다[4, 6].

$$m(t) = \int_0^t \lambda(s) ds, \frac{dm(t)}{dt} = \lambda(t) \quad (1)$$

$N(t)$ 는 모수 $m(t)$ 를 가진 포아송 확률밀도함수(Probability density function)로 알려져 있다. 즉,

$$P\{N(t) = n\} = \frac{[m(t)]^n \cdot e^{-m(t)}}{n!}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, \infty \quad (2)$$

이처럼 시간관련 모형(Time domain models)들은 NHPP에 의해서 확률 고장 과정으로 설명이 가능하다. 이러한 모형들은 고장 강도함수 $\lambda(t)$ 가 다르게 표현됨으로서 평균값 함수 $m(t)$ 도 역시 다르게 나타난다. 이러한 NHPP 모형들은 유한 고장 모형과 무한 고장 범주로 분류한다[8]. 유한 고장(Finite failure) NHPP 모형들은 충분한 테스트 시간이 주어지면 결함들(Faults)의 기대값이 유한 값($\lim_{t \rightarrow \infty} m(t) = \theta < \infty$)을 가지고 반면에 무한 고장(Infinite failure) NHPP 모형들은 무한 값을 가진다고 가정 된다. 유한 고장 NHPP 모형에서 충분한 테스트 시간이 주어졌을 때 탐색되어 질 수 있는 결함의 기대값을 θ 라고 표현하고 $F(t)$ 를 분포 함수라고 표현하면 유한 고장 NHPP 모형의 평균

값 함수는 다음과 같이 표현 할 수 있다[4].

$$m(t) = \theta F(t) \quad (3)$$

식 (3)으로 부터 순간고장 강도함수(Instantaneous failure intensity) $\lambda(t)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$\lambda(t) = \theta F'(t) \quad (4)$$

식 (4)을 다음과 같이 변형하여 표기 할 수도 있다.

$$\lambda(t) = [\theta - m(t)] \frac{F'(t)}{1 - F(t)} = [\theta - m(t)] h(t) \quad (5)$$

단, $h(t) = \frac{F'(t)}{1 - F(t)}$ 는 위험함수(Hazard function, 고장률 함수)으로서 소프트웨어 결함당 고장 발생률을 의미하고 $[\theta - m(t)]$ 은 t 시점에서 소프트웨어에 남아있는 결함들의 기대값을 나타낸다. $[\theta - m(t)]$ 의 값은 시점 t 에 대한 단조 비증가 함수(Monotonically nonincreasing function)가 된다. 즉, 시간이 지남에 따라 그 고장을 찾아 제거하는 디버깅 과정을 거치면서 제거되기 때문에 감소성을 가진다.

$\lambda(t)$ 는 $h(t)$ 의 속성에 따라 달라지며 그 추세는 상수나 증가, 혹은 감소(증가)하다가 증가(감소)하는 패턴을 가질 수도 있다[4].

시간 $(0, t]$ 까지 조사하기 위한 시간 절단(Time truncated)모형은 n 번째까지 고장시점 자료를

$$x_k = \sum_{i=1}^k t_k \quad (k = 1, 2, \dots, n; 0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n) \quad (6)$$

이라고 하면 데이터 집합 D_t 는 $\{n, x_1, x_2 \dots x_n; t\}$ 와 같이 구성된다. n 번째까지 고장시점이 관찰된 고장 절단 모형일 경우에 데이터 집합 D_{x_n} 은 $\{x_1, x_2 \dots x_n\}$ 으로 구성되며 이 시간 절단 모형에서의 θ 를 모수공간이라고 표시하면 우도함수는 다음과 같이 알려져 있다[5, 6].

$$L_{NHPP}(\theta | D_{x_n}) = \left(\prod_{i=1}^n \lambda(x_i) \right) \exp(-m(x_n)) \quad (7)$$

이 분야의 기본적 모형인 Goel-Okumoto 모형 [7]은 $h(t)$ 가 정수 패턴을 가짐으로서 시점 t 에 독립이고 잘 알려진 Yamada, Ohba-Osaki 모형은 단조 비감소 패턴을 가진다[7].

NHPP 모형에서 테스트 시점 x_n 에서 소프트웨어 고장이 일어난다고 하는 가정하에서 신뢰구간 $(x_n, x_n + t)$ (단, t 는 임무시간(Mission time))사이에서 소프트웨어의 고장이 일어나지 않을 확률인 신뢰도(Reliability) $\hat{R}(t | x_n)$ 는 다음과 같이 됨이 알려져 있다[6].

$$\begin{aligned} \hat{R}(t | x_n) &= e^{-\int_{x_n}^{x_n+t} \lambda(\tau) d\tau} \\ &= \exp[-\{m(t+x_n) - m(x_n)\}] \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 Kappa(2) 분포 및 강도함수

의료정보분야 및 여러 분야에서 널리 사용되는 2모수 카파(Kappa(2))[9]분포의 확률밀도함수와 누적분포함수는 다음과 같다.

$$f_{kappa(2)}(t) = \alpha/\tau [\alpha + (t/\tau)^\alpha]^{-(\alpha+1)/\alpha} \quad (9)$$

$$F_{kappa(2)}(t) = [(\alpha/\tau)^\alpha / (\alpha + (t/\tau)^\alpha)]^{1/\alpha} \quad (10)$$

단, 시간자료는 $t(>0)$ 이고 $\tau(>0)$ 는 척도모수이고 $\alpha(>0)$ 는 형상모수이다.

식 (9), 식 (10)을 유한 고장 NHPP 모형에 적용시킨 평균값 함수와 강도함수는 다음과 같다.

$$m(t) = \theta F_{kappa(2)}(t) \quad (11)$$

$$\lambda(t) = \theta F'(t) = \theta f_{kappa(2)}(t) \quad (12)$$

2.3 Burr 분포 및 강도함수

이 장에서 Burr 분포[11, 12]에 대하여 요약 하고자 한다. 이 분포는 1942년 Burr에 의해 만들어진 분포이고 이 분포의 특징은 왜도(skewness)와 첨도(kurtosis) 측면에서 보다 넓은 범위에 분포하기 때문에 어떠한 수명 단봉자료(unimodal data)에서

도 적용할 수 있는 장점을 가진 분포라고 알려져 있다[12]. 이 분포의 확률밀도 함수와 분포함수는 다음과 같이 표현됨이 알려져 있다.

$$f_{Burr}(t|a,b) = abt^{a-1}/(1+t^a)^{b+1} \quad (13)$$

$$F_{Burr}(t|a,b) = 1 - (1+t^a)^{-b} \quad (14)$$

단, $t > 0, a > 0, b \geq 1$.

식 (13), 식 (14)을 유한 고장 NHPP 모형에 적용시킨 평균값 함수와 강도함수는 다음과 같다.

$$m(t) = \theta F_{Burr}(t) \quad (15)$$

$$\lambda(t) = \theta F'(t) = \theta f_{Burr}(t) \quad (16)$$

2.3 기존의 신뢰성 모형 및 강도함수

이 분야에서 가장 기본적인 모형은 Goel-Okumoto 모형[7] 이다. 이 모형은 결함당 고장발생 시간의 분포(수명 분포)를 지수분포를 가정하였다. 따라서 소프트웨어 결함(Fault)당 고장(Failure) 발생률이 일정한 형태를 가지며 평균값 함수는

$$m(t|\theta, \beta) = \theta(1 - e^{-\beta t}) \quad (\theta > 0, \beta > 0)$$

이라고 알려져 있고 강도함수는 $\lambda(t|\theta, \beta) = \theta\beta e^{-\beta t}$ 이라고 알려져 있다.

시간 $(0, t]$ 까지 조사하기 위한 시간 절단(Time truncated) 모형은 n 번째까지 고장시점 자료를

$$x_k = \sum_{i=1}^k t_k \quad (k=1, 2, \dots, n; 0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n)$$

이라고 하면 데이터 집합 D_t 는 $\{n, x_1, x_2, \dots, x_n; t\}$ 와 같이 구성된다.

t 을 최종 고장시점 x_n 으로 대체하고 고장 발생률 $\lambda(t|\theta, \beta) = \theta\beta e^{-\beta t}$ 을 이용하면 우도함수는 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$L_{GO}(\theta, \beta | D_{x_n}) = \left(\prod_{k=1}^n \theta\beta e^{-\beta x_k} \right) \exp[-\theta(1 - e^{-\beta x_n})] \quad (17)$$

최우추정법(MLE)을 이용하기 위한 로그우도함수를 구하면 다음과 같다.

$$\ln L_{GO} = n \ln \theta + n \ln \beta - \beta \sum_{k=1}^n x_k - \theta(1 - e^{-\beta x_n}) \quad (18)$$

따라서 고장절단 모형에서의 모수 θ 와 β 에 관한 편미분식은 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$\frac{\partial \ln L_{GO}}{\partial \theta} = \frac{n}{\theta} - 1 + e^{-\beta x_n} = 0,$$

$$\frac{\partial \ln L_{GO}}{\partial \beta} = \frac{n}{\beta} - \sum_{k=1}^n x_k - \theta x_n e^{-\beta x_n} = 0$$

각 모수에 대한 최우추정량 $\hat{\theta}_{MLE}$ 와 $\hat{\beta}_{MLE}$ 은 다음식을 만족한다.

$$\frac{n}{\theta} = 1 - \exp(-\hat{\beta} x_n), \quad (19)$$

$$\frac{n}{\hat{\beta}} = \sum_{k=1}^n x_k + \hat{\theta} x_n \exp(-\hat{\beta} x_n) \quad (20)$$

식 (19)와 식 (20)을 수치적으로 풀어 두 모수를 구할 수 있다.

3. 비선형 강도함수를 가진 Kappa(2)와 Burr 분포를 이용한 신뢰성 모형

2모수 카파(Kappa(2)) 성장 모형에 대한 로그우도함수는 다음과 식 (7)에 식 (11)과 식 (12)를 대입하면 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \ln L(\theta, \alpha, \tau | D_{x_n}) & \quad (21) \\ &= n \ln \theta + n \ln \frac{\alpha}{\tau} - \left(\frac{\alpha+1}{\alpha} \right) \sum_{i=1}^n \ln(\alpha + (x_i/\tau)^\alpha) \\ & \quad - \theta \left(\frac{(\alpha/\tau)^\alpha}{(\alpha + (x_n/\tau)^\alpha)} \right)^{1/\alpha} \end{aligned}$$

본 연구에서는 $\alpha = 2$ 인 경우를 고려하면 즉, 형상 모수 $\alpha = 2$ 값은 상수(알고 있다고)라고 가정

했을 때 최우추정법을 이용하기 위하여 식 (21)를 θ 와 τ 에 대하여 편미분을 하면 다음과 같은 식을 유도 할 수 있다.

$$\frac{n}{\theta} = \left(\frac{(2/\tau)^2}{(2+(x_n/\tau)^2)} \right)^{1/2} \quad (22)$$

$$\frac{2n}{\tau} = 3/2 \sum_{i=1}^n \left(\frac{4\tau}{2\tau^2+x_i^2} \right) + \theta \left(\frac{4\tau}{\sqrt{2\tau^2+x_i^2}} \right) \quad (23)$$

식 (22)와 식 (23)을 비선형 연립방정식(수치해석적 방법)을 이용하여 풀면 최우추정치 $\hat{\tau}_{MLE}$ 와 $\hat{\theta}_{MLE}$ 의 값을 구할 수 있다.

유사하게 Burr 성장 모형에 대한 로그우도함수는 다음과 식 (7)에 식 (11)과 식 (12)를 대입하면 같이 표현된다.

$$L_{Burr}(\theta, a, b | D_{x_n}) = \prod_{k=1}^n \theta (ab x_i^{a-1} / (1+x_i^a)^{b+1}) \cdot \exp(-\theta(1-(1+x_n^a)^{-b})) \quad (24)$$

따라서 최우추정법을 이용하기 위한 Burr 분포 모형 로그우도 함수는 다음과 같이 유도된다.

$$\ln L_{Burr}(\theta, a, b | D_{x_n}) = n \ln \theta + n \ln a + n \ln b + (a-1) \sum_{k=1}^n \ln x_i - (b+1) \sum_{k=1}^n \ln(1+x_i^a) - \theta + \theta(1+x_n^a)^{-b} \quad (25)$$

형상 모수 b 값은 상수(사전에 알고 있는 경우)라고 가정 했을 때 최우추정법을 이용하기 위하여 식 (25)를 θ 와 a 에 대하여 편미분을 하면 다음과 같은 식을 유도 할 수 있다.

$$\frac{\partial \ln L_{Burr}(\theta, a, b)}{\partial \theta} = \frac{n}{\theta} - 1 + (1+x_n^a)^{-b} = 0 \quad (26)$$

$$\frac{\partial \ln L_{Burr}(\theta, a, b)}{\partial a} = \frac{n}{a} + \sum_{k=1}^n \ln x_i + (b+1) \quad (27)$$

$$\sum_{k=1}^n \frac{x_i^a \ln x_i}{1+x_i^a} - \theta b (1+x_n^a)^{-b-1} x_n^a \ln x_n = 0$$

따라서 고장절단 모형에서의 각 모수에 대한 최

우추정량은 $\hat{\theta}$ 와 \hat{a} 은 다음 식을 만족한다.

$$\frac{n}{\theta} = 1 - (1+x_n^{\hat{a}})^{-b} \quad (28)$$

$$\frac{n}{\hat{a}} = - \sum_{k=1}^n \ln x_i - (b+1) \sum_{k=1}^n \frac{x_i^{\hat{a}} \ln x_i}{1+x_i^{\hat{a}}} + \theta b (1+x_n^{\hat{a}})^{-b-1} x_n^{\hat{a}} \ln x_n \quad (29)$$

식 (28)과 식 (29)를 비선형 연립방정식(수치 해석적 방법)을 이용하여 풀면 최우추정치 \hat{a}_{MLE} 와 $\hat{\theta}_{MLE}$ 의 값을 구할 수 있다.

본 논문에서는 Burr 분포의 형상 모수 b 값은 1, 2, 3과 같은 상수인 경우를 본 논문에서는 제시하고자 한다. 예를 들어 $b = 1$ 인 경우에는 다음과 같은 연립방정식을 유도 할 수 있으며 다른 경우도 유사한 방법을 이용 할 수 있다.

$$\frac{n}{\theta} = 1 - (1+x_n^{\hat{a}})^{-1}$$

$$\frac{n}{\hat{a}} = - \sum_{k=1}^n \ln x_i - 2 \sum_{k=1}^n \frac{x_i^{\hat{a}} \ln x_i}{1+x_i^{\hat{a}}} + \theta (1+x_n^{\hat{a}})^{-2} x_n^{\hat{a}} \ln x_n$$

4. 수치적인 예

이 장에서 실제 고장자료를 이용하여 형상모수에 따른 Kappa(2) 및 Burr 모형을 분석하고자 한다. 이 고장자료는 NTDS(Naval Tactical Data System)에 의해 발생된 소프트웨어 고장자료로서 Goel과 Okumoto[7], Mazzuchi와 Soyer[14] 등이 이 고장 자료를 이용하여 소프트웨어 모형을 제안 한 바 있다. 본 연구도 이 자료를 이용하고자 한다. 이 자료는 <표 1>에 나열 되어 있다.

본 논문에서는 모수추정을 용이하게 하기 위하여 실제자료에서 수치변환 된 자료 (*failure times* × 10⁻²)를 이용하였다. 소프트웨어 신뢰성 모형의 모수 추정은 최우추정법을 이용하였고 비선형 방정

식의 계산방법은 수치해석적 기본 방법인 이분법(Bisection method)을 사용하였다. 이러한 계산은 초기값을 10^{-2} 와 10을, 허용 한계(Tolerance for width of interval)는 10^{-10} 을 주고 수렴성을 확인 하면서 충분한 반복 횟수인 100번을 C-언어를 이용하여 모수 추정을 수행하였다. 그러나 $b=3$ 이상인 경우는 비효율적이면서 근이 수렴되지 않아 본 논문에서는 고려대상에서 제외 시켰다.

〈표 1〉 NTDS 자료

failure number	Failure Interval Time	Failure Time	Failure Time $\times 10^{-2}$
1	9	9	0.09
2	12	21	0.21
3	11	32	0.32
4	4	36	0.36
5	7	43	0.43
6	2	45	0.45
7	5	50	0.5
8	8	58	0.58
9	5	63	0.63
10	7	70	0.7
11	1	71	0.71
12	6	77	0.77
13	1	78	0.78
14	9	87	0.87
15	4	91	0.91
16	1	92	0.92
17	3	95	0.95
18	3	98	0.98
19	6	104	1.04
20	1	105	1.05
21	11	116	1.16
22	33	149	1.49
23	7	156	1.56
24	91	247	2.47
25	2	249	2.49
26	1	250	2.5
27	87	337	3.37
28	47	384	3.84
29	12	396	3.96
30	9	405	4.05
31	135	540	5.4

Goel-Okumoto 모형, 카파(Kappa(2)) 모형과 Burr 분포 신뢰도 모형에 대한 모수의 추정값들의 결과는 <표 2>에 요약되었다.

〈표 2〉 각 모형의 모수 추정값

Model	MLE
Goel-Okumoto Model	$\hat{\beta}_{MLE} = 0.39812$
	$\hat{\theta}_{MLE} = 35.073$
Kappa(2) Model($\alpha = 2$)	$\hat{\tau}_{MLE} = 0.68351$
	$\hat{\theta}_{MLE} = 34.862$
Burr Model($b = 1$)	$\hat{a}_{MLE} = 1.71259$
	$\hat{\theta}_{MLE} = 32.726$
Burr Model($b = 2$)	$\hat{a}_{MLE} = 1.90508$
	$\hat{\theta}_{MLE} = 32.247$
Burr Model($b = 2.5$)	$\hat{a}_{MLE} = 1.91675$
	$\hat{\theta}_{MLE} = 31.016$

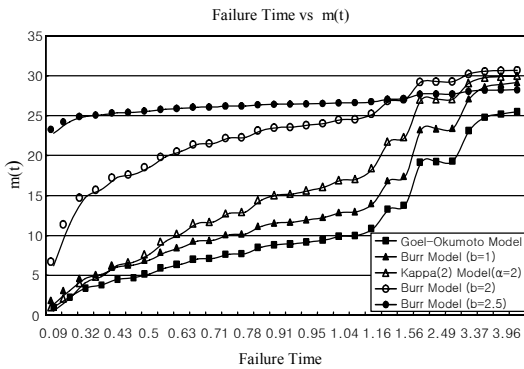
이 분야에서는 일반적으로 모형 선택의 하나의 방법으로 편차자승합(SSE[6, 8])을 이용할 수 있다. 이러한 결과는 <표 3>에 요약되었다. 이 표에서 **Burr** 모형 ($b = 2, 2.5$)이 **Kappa(2)** 모형 ($\alpha = 2$) 모형이나 이 분야에서 기존에 알려진 모형인 Goel-Okumoto 모형에 비해 상대적으로 효율적 모형으로 나타나고 있다.

〈표 3〉 각 모형의 SSE

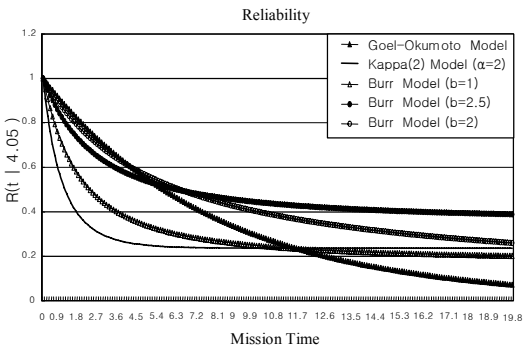
Model	SSE
Goel-Okumoto Model	9013.172
Kappa(2) Model($\alpha = 2$)	4245.247
Burr Model($b = 1$)	1022.814
Burr Model($b = 2$)	3890.297
Burr Model($b = 2.5$)	6876.1376

평균값 함수에 대해 추정된 그림이 (그림 1)에

서 보여주고 있다, 이 평균값 함수 패턴도 Burr 모형 ($b = 2, 2.5$) 및 Kappa(2) 모형 ($\alpha = 2$)이 참값인 31에 근접하게 추정된 모습을 볼수 있고 t 는 임무시간(Mission time)에 대한 즉, 소프트웨어의 고장이 일어나지 않을 확률인 신뢰도(Reliability) $\hat{R}(t|x_n)$ 는 (그림 2)와 같다. 이 그림에서도 Burr 모형 ($b = 2, 2.5$) 및 Kappa(2) 모형 ($\alpha = 2$) 모형이 상대적으로 효율적인 신뢰도를 나타내고 있다.



(그림 1) 각 모형에 대한 추정된 평균값



(그림 2) 각 모형에 대한 신뢰도

5. 결 론

소프트웨어 신뢰성은 개발의 최종단계에 있는

테스트 공정이나 실제 사용단계에 있어서 소프트웨어 내에 존재하는 고장 수나 고장 발생 시간에 의해서 효과적으로 평가할 수 있는 상황으로 그 평가 기술이 중요하게 된다. 따라서 소프트웨어 개발의 테스트 공정이나 실제사용단계에 있어서 고장 발생 환경이나 고장 발생 현상을 수리적으로 모형화가 가능하면 평가를 할 수 있다. 테스트 시간이나 혹은 실행 시간, 발생된 고장 수와 고장 발생시간 과의 관계를 효율적으로 관리함으로써 소프트웨어 신뢰도를 성장 시킬 수 있다. 이러한 과정을 소프트웨어 성장 과정이라고 볼 수 있다.

본 논문에서는 Kappa(2) 및 Burr 분포를 이용한 신뢰도 모형을 제안하여 비교하였다. 고장 간격시간으로 구성된 NTDS자료를 이용하여 기존의 모형인 Goel-Okumoto 모형과 Kappa(2) 및 Burr 분포 신뢰도 모형에 대하여 최우추정법을 이용하여 모수 추정을 실시하였다. 효율적인 모형 비교를 위한 편차자승합의 결과는 Burr 분포 모형이 다른 모형에 비하여 우수함을 보이고 있고 신뢰도에 대한 평가도 역시 Burr 분포 모형 신뢰도가 높음을 알 수 있다. 따라서 Burr 분포를 이용한 신뢰도 모형도 이 분야에서 효율적으로 이용 할 수 있는 모형이 됨을 알 수 있었다. 향후 이러한 Burr 분포를 이용한 베이시안적 접근 방법이나 수리적인 추정과 검정 부분에 대한 수리적인 접근이 기대 된다.

참 고 문 헌

- [1] 김희철, 최유순, 박종구, “어랑분포를 이용한 NHPP 소프트웨어 신뢰성장 모형에 관한 연구”, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제1호, pp. 7-14, 2006.
- [2] 김희철, “카이제곱 NHPP에 의한 소프트웨어 신뢰성 모형에 관한 연구”, 한국컴퓨터정보학회논문지, 제11권, 제1호, pp. 45-53, 2006.
- [3] 김희철, 박종구, “Burr 분포를 이용한 NHPP 소

- 소프트웨어 신뢰성장모형에 관한 연구”, 한국해양정보통신학회논문지, 제11권, 제3호, pp. 514-522, 2007.
- [4] S. S. Gokhale and K. S. Trivedi, “A time/structure based software reliability model”, *Annals of Software Engineering*, Vol. 8, pp. 85-121, 1999.
- [5] J. F. Lawless, “Statistical Models and Methods for Lifetime Data”, John Wiley & Sons, New York, 1981.
- [6] H. Pham, L. Nordmann, and X. Zhang, “A General Imperfect-Software-Debugging Model with S-Shaped Fault-Detection Rate”, *IEEE Trans. on reliability*, Vol. 48, No 2, pp. 169-175, 1999.
- [7] A. L. Goel and K. Okumoto, “Time-Dependent Error-Detection Rate Models for Software Reliability and Other Performance Measures”, *IEEE Trans. on Reliability*, Vol. R-28, No. 3, pp. 206-211, Aug. 1979.
- [8] S. Yamada, M. Ohba, and S. Osaki. “S-Shaped Reliability Growth Modeling for Software Error Detection”, *IEEE Trans. on Reliability*, Vol. R-32, No. 5, pp. 475-485, Dec. 1983.
- [9] M. I. Mielke, M. I. “Another Family Distribution for Describing and Analyzing Precipitation Data”, *J. Appl. Meteorol*, Vol. 12, pp. 275-280, 1973.
- [10] S. Brocklehurst and B. Littlewood, “Handbook of Software Reliability Engineering”, M. R. Lyu, Editor, chapter Techniques for Prediction Analysis and Recalibration, pp. 119-166, 1996.
- [11] S. D. Dubey, “Statistical treatment of certain life testing and reliability problems”, ARL TR, pp. 73-0155, AD 774537, 1973.
- [12] P. K. Tadikamalla, “A look at the Burr and related distributions”, *Inter. Statist. Rev.*, 48, pp. 337-344, 1980.
- [13] V. K. Rohatgi, *Statistical inference*, J OHN WILEY & SONS, INCI, New York, pp. 398-416, 1984.
- [14] T. A., Mazzuchi and R., Soyer, “A Bayes Empirical Bayes Model for Software Reliability”, *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 37, pp. 248-254, 1988.



김희철

1992년 동국대학교 통계학과
(이학석사)
1998년 동국대학교 통계학과
(이학박사)
2005년~현재 남서울대학교
산업경영공학과
전임강사