

중첩커버리지 함수를 고려한 ENHPP 소프트웨어 신뢰성장 모형에 관한 연구

김희철* · 신현철**

요 약

유한고장수를 가진 비동질적인 포아송 과정에 기초한 모형들에서 잔존 오류 1개당 고장 발생률은 일반적으로 상수, 혹은 단조증가 및 단조 감소 추세를 가지고 있다. 소프트웨어 제품의 정확한 인도시기를 예측하거나 효율성 및 신뢰성을 예측하기 위해서는 소프트웨어 테스트 과정에서 중요한 요소인 테스트 커버리지를 이용하면 보다 효율적인 테스트 작업을 할 수 있다. 본 논문에서는 기존의 소프트웨어 신뢰성 모형인 지수 커버리지 모형과 S-커버리지 모형을 재조명하고 이 분야에 적용될수 있는 중첩모형을 제안하였다. 고장 간격시간으로 구성된 자료를 이용한 모수추정 방법은 최우추정법 과 일반적인 수치해석 방법인 이분법을 사용하여 모수 추정을 실시하고 효율적인 모형 선택은 편차자승합(SSE)을 이용하였다.

The Study for ENHPP Software Reliability Growth Model based on Superposition Coverage Function

Hee-Cheul Kim* · Hyun-Cheul Shin**

ABSTRACT

Finite failure NHPP models presented in the literature exhibit either constant, monotonic increasing or monotonic decreasing failure occurrence rates per fault. Accurate predictions of software release times, and estimation of the reliability and availability of a software product require quantification of a critical element of the software testing process : test coverage. This model called Enhanced non-homogeneous poisson process (ENHPP). In this paper, exponential coverage and S-shaped model was reviewed, proposes the superposition model, which made out efficiency application for software reliability. Algorithm to estimate the parameters used to maximum likelihood estimator and bisection method, model selection based on SSE statistics for the sake of efficient model, was employed.

Key words : Test Coverage, ENHPP, Superposition Model, SSE

* 남서울대학교 산업경영공학과

** 백석문화대학 컴퓨터정보학부 교수

1. 서 론

소프트웨어 테스트 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 고장발생간격시간, 소프트웨어 신뢰도 및 고장률 등의 신뢰성 평가측도들이 추정되어 미래의 고장시간을 예측할 수도 있다. 신뢰도에서 관측시간에 발견된 고장수를 모형화 하는데 비동질적 포아송 과정(Non-homogeneous poisson process ; NHPP)이 널리 사용하여 왔다. 이러한 NHPP모형은 강도함수(Intensity function)와 평균값함수(Mean value function)에 의존한다[1, 2].

소프트웨어 제품의 정확한 인도시기(Release times)를 예측하거나 효율성 및 신뢰성을 예측하기 위해서는 소프트웨어 테스트 과정에서 중요한 요소인 테스트 커버리지(Coverage)를 이용하면 보다 효율적인 테스트 작업을 할 수 있다. 이러한 모형은 기존에 존재하는 NHPP 모형에서 테스트 커버리지를 포함하는 모형이 된다. 이런 모형을 ENHPP(Enhanced non-homogeneous poisson process) 이라고 한다[3, 4].

본 연구에서는 유한 고장 ENHPP 모형에 대하여 수명 분포가 지수를 가지는 Goel-Okumoto 모형 및 Yamada-Ohba-Osaki 모형으로 알려진 S-형 모형모형과 이들의 혼합모형을 제시하여 신뢰성 척도를 추정하고 이를 바탕으로 소프트웨어 신뢰성에 대한 특성을 알아보려고 한다. 본 논문의 제 2장에서는 관련 연구로서 테스트 커버리지, 단순 커버리지 및 제안된 중첩 커버리지 함수에 대하여 서술하였고, 제 3장에서는 ENHPP에 모수 추정방법에 대하여 나열하였으며, 제 4장에서는 수치적인 예로 실제 고장자료를 이용하여 각 모형에 대한 모수추정 및 모형비교를 실시하였으며 마지막으로 제 6장에서는 결론을 나열하였다.

2. 관련 연구

2.1 소프트웨어 신뢰성에 대한 테스트 커버리지

테스트 커버리지를 유한고장 비동질적 포아송 과정 NHPP에 적용 시킬 수 있다. 이러한 적용 모형을 확장된 비동질적 포아송 과정(ENHPP)이라고 부른다. 이러한 ENHPP 모형의 오류탐색비용은 숨겨진 잠재 오류 사이트의비와 남아있는 오류함의 기대수와의 곱에 비례한다. 이러한 ENHPP 모형은 다음과 같은 가정을 한다[3].

- 가정 1 : 오류들은 모든 잠재 오류 사이트에 대하여 균일하게(uniformly) 분포되어 있다.
- 가정 2 : 잠재 오류 사이트가 숨겨졌을 때 사이트에서 오류가 탐색되어 질수 있는 확률은 $K(t)$.
- 가정 3 : 수리는 효과적으로 즉시 이루어지고 새로운 오류는 발생되지 않는다(이 가정은 유한 고장 NHPP 모형과 유사하다).
- 가정 4 : 커버리지는 테스트 시간에 대하여 연속적인 단조 비감소 함수(Monotonic non-decreasing function)를 따른다.

이러한 모형을 해석학적으로 표시하면 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{dm(t)}{dt} = \tilde{a}K(t) \frac{dc(t)}{dt} \tag{2.1}$$

혹은 $m(t) = \tilde{a} \int_0^t K(\tau)c'(\tau)d\tau.$

단, \tilde{a} 는 무한 테스트 시간이 주어졌을 때 탐색될 수 있는 오류의 기대수이고 완전한 오류 탐색 커버리지는 $K(t)=1$ 이고 완전 테스트 커버리지는 다음을 만족한다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} c(t) = 1 \tag{2.2}$$

만약 $K(t)$ 가 상수 K 로 가정하면 t 시점에서 탐색 될 오류의 기대수 $m(t)$ 는 다음과 같이 표현 가능하다.

$$m(t) = \tilde{a}Kc(t) \tag{2.3}$$

식 (2.3)은 t 시점에서 탐색 될 오류의 기대수는 오류의 총 오류의 기대수와 t 시점에서의 오류 탐색 커버리지의 곱과 같다. 따라서 $a = \tilde{a}K$ 로 하면 탐색 될 오류의 기대수 $m(t)$ 는 다음과 같이 또 다른 형태로 표현 가능하다.

$$m(t) = a c(t) \tag{2.4}$$

이런 결과로 인하여 고장 강도함수(Intensity function) $\lambda(t)$ 을 적용시키면 다음과 같다.

$$\frac{dm(t)}{dt} = \lambda(t) = a c'(t) \tag{2.5}$$

고장 강도 함수 $\lambda(t) = [a - m(t)] h(t)$ 임이 알려져 있으므로[1, 3] 식 (2.5)를 변형하면 다음과 같이도 표현도 가능하다.

$$\lambda(t) = [a - m(t)] \frac{c'(t)}{1 - c(t)} = [a - m(t)] h(t) \tag{2.6}$$

그러므로 한 개의 오류당 오류발생비율인 위험함수(Hazard function) $h(t)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$h(t) = \frac{c'(t)}{1 - c(t)} \tag{2.7}$$

따라서 이러한 ENHPP 모형은 테스트가 진행됨에 따라 각각의 오류이 발생할 수 있는 비율은 시간에 따라 변화하기 때문에 시간에 의존하는 고장 발생 비율이라고 할 수 있다. 또, 이러한 위험함수에 해당하는 분포는 t 시점에서 커버리지 함수를 평가 할 수 있다. 이러한 ENHPP 모형은(불완전한)커버리지 함수에 대하여 실제적인 상황($c(\infty) < 1$)을 적용 시킬 수 있다. 결과적으로 조건부 신뢰도(Conditional reliability) $R(t|s)$ 는 다음과 같이 알려

려져 있다[3].

$$R(t|s) = e^{-\int_s^{s+t} \lambda(\tau) d\tau} = e^{-a[c(s+t) - c(s)]} \tag{2.8}$$

단, t 는 임무시간(Mission time)이고 s 는 마지막 고장 시간이다.

2.2 커버리지 함수를 이용한 NHPP 모형(ENHPP)

2.2.1 지수 커버리지 함수

잘 알려진 Goel-Okumoto 모형[3, 5]은 이 분야에서 기본적인 모형이다. 이 모형은 지수 커버리지 함수를 이용한 모형 즉, 오류당 고장 발생 비율이 상수를 가지는 모형이 된다. 이러한 지수 모형을 NHPP로 접근하면 평균값 함수와 강도 함수는 다음과 같이 알려져 있다.

$$m(t|a, g) = a(1 - e^{-gt}) \quad (a > 0, g > 0) \tag{2.9}$$

$$\lambda(t|a, g) = a g e^{-gt} \tag{2.10}$$

단, a 는 무한하게 테스트 시간이 주어졌을 때 관찰된 고장의 기대수이고 g 는 오류당 고장 발생 비율을 의미한다. 따라서 지수모형에 대한 커버리지 함수 $c(t)$ 와 위험함수 $h(t)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$c(t) = 1 - e^{-gt} \tag{2.11}$$

$$h(t) = \frac{c'(t)}{1 - c(t)} = g \tag{2.12}$$

2.3.2 S-형 커버리지 함수

S-형 커버리지 함수 모형은 Yamada-Ohba-Osaki 모형[3, 6]으로 알려져 있고 S-형 모형을 NHPP로 접근하면 평균값 함수와 강도 함수는 다음과 같이 알려져 있다.

$$m(t|a, g) = a [1 - (1 + gt)e^{-gt}] \quad (a > 0, g > 0) \tag{2.13}$$

$$\lambda(t|a, g) = a g^2 t e^{-gt} \tag{2.14}$$

따라서 S-형 모형에 대한 커버리지 함수 $c(t)$ 와 위험함수 $h(t)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$c(t) = 1 - (1 + g_1 t) e^{-g_1 t} \quad (2.15)$$

$$h(t) = \frac{c'(t)}{1 - c(t)} = \frac{g_1^2 t}{1 + g_1 t} \quad (2.16)$$

2.3 제안된 중첩 커버리지 함수

소프트웨어 시스템이 복잡해지면 고장의 원인이 하나의 강도함수에 의해서만 일어나지 않고 여러 원인이 중첩되어 발생 할 수 있다. 이런 경우에 강도함수와 평균값 함수를 알고 있으면 모형화가 가능하다. 즉, 어떤 부분시스템(Subsystem)의 고장이 시스템의 고장이 원인(독립적으로)이 되면 중첩모형은 시스템 고장을 반영할 수 있다. $N_j(t)$ 을 시간 $(0, t]$ 사이에 강도함수가 $\lambda_j(t)$ 을 가진 j 번째 요소로부터 고장이 발생하는 NHPP라고 표현하면 $N(t) = \sum_{j=1}^J N_j(t) (j = 1, 2, \dots, J)$ 는 $(0, t]$ 의 구간에서 발생한 고장의 총수는 다음과 같은 강도함수와 평균값함수를 가진 중첩 NHPP가 된다[7].

$$\lambda(t) = \lambda_1(t) + \lambda_2(t) + \dots + \lambda_j(t) \quad (2.18)$$

$$m(t) = m_1(t) + m_2(t) + \dots + m_j(t)$$

따라서 지수형과 S-형 커버리지 패턴에 대한 평균값 함수와 강도 함수는 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\lambda(t) = \lambda_1(t) + \lambda_2(t) = a(g_1 e^{-g_1 t} + g_2^2 t e^{-g_2 t}) \quad (2.19)$$

$$m(t) = m_1(t) + m_2(t) = a(2 - e^{-g_1 t} - (1 + g_2 t) e^{-g_2 t}) \quad (2.20)$$

단, $m_1(t) = a(1 - e^{-g_1 t})$, $\lambda_1(t) = a g_1 e^{-g_1 t}$

$$m_2(t) = a[1 - (1 + g_2 t) e^{-g_2 t}],$$

$$\lambda_2(t) = a g_2^2 t e^{-g_2 t}. \quad a > 0, g_1 > 0, g_2 > 0.$$

즉, 중첩에 대한 커버리지 함수 $c(t)$ 와 위험함수 $h(t)$ 는 다음과 같이 유도 된다.

$$c(t) = 2 - e^{g_1 t} - (1 + g_2 t) e^{-g_2 t} \quad (2.21)$$

$$h(t) = \frac{g_1 e^{-g_1 t} + g_2^2 t e^{-g_2 t}}{e^{-g_1 t} + (1 + g_2 t) e^{-g_2 t} - 1} \quad (2.22)$$

3. ENHPP 모형에 대한 모수 추정

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

$$x_k = \sum_{i=1}^k t_k \quad (k = 1, 2, \dots, n; 0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n) \quad (3.1)$$

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 구성된다. 이 시간 절단 모형에서의 우도함수는 다음과 같이 알려져 있다[1, 3].

$$L(\theta | D_t) = \left(\prod_{i=1}^n \lambda(x_i) \right) \exp(-m(t)) \quad (3.2)$$

단, θ 은 미지의 모수 집합을 의미하고 우도함수 식 (3.2)에서 t 을 x_n 으로 대치하면 유사한 형태의 고장 절단 모형의 우도함수가 된다. 본 논문에서 이러한 우도함수한 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation ; MLE)으로 모수 추정을 실시하고자 한다. 지수 커버리지 모형에 대한 로그 우도함수는 식 (3.2)에 식 (2.9)를 식 (2.10)에 대입하면 다음과 같다[3].

$$L_{\text{Exp}}(a, g | D_{x_n}) = \left(\prod_{k=1}^n a g e^{-g x_k} \right) \exp[-a(1 - e^{-g x_n})] \quad (3.3)$$

MLE을 이용하기 위한 로그우도함수를 구하면 다음과 같이 유도된다.

$$\ln L_{\text{Exp}} = n \ln a + n \ln g - g \sum_{k=1}^n x_k - a(1 - e^{-g x_n}) \quad (3.4)$$

식 (3.11)을 이용하여 각 모수에 대한 최우추정량 \hat{a}_{MLE} 와 \hat{g}_{MLE} 은 다음식을 만족한다.

$$\frac{n}{\hat{a}} = 1 - \exp(-\hat{g}) x_n \quad (3.5)$$

$$\frac{n}{\hat{g}} = \sum_{k=1}^n x_k + \hat{a} x_n \exp(-\hat{g} x_n) \quad (3.6)$$

식 (3.5)와 식 (3.6)을 수치적으로 풀어 두 모수를 구할 수 있다. 유사한 방법으로 S-커버리지 모형의 모수에 대한 최우추정량 \hat{a}_{MLE} 와 \hat{g}_{MLE} 은 다음식을 만족한다.

$$\frac{n}{\hat{a}} = 1 - \exp(-\hat{g}) - \hat{g} x_n \exp(-\hat{g} x_n) \quad (3.7)$$

$$\frac{2n}{\hat{g}} = \sum_{k=1}^n x_k + \hat{a} \hat{g} x_n^2 \exp(-\hat{g} x_n) \quad (3.8)$$

식 (3.7)과 식 (3.8)를 수치적으로 풀어 두 모수의 MLE 추정량을 구할 수 있다.

유사한 방법으로 식 (3.2), 식 (2.21)와 식 (2.22) 관련하여 중첩모형에 대한 우도함수는 다음과 같이 표현된다[5, 7].

$$L_{NHPP}(D_g) = \left(\prod_{k=1}^n (\lambda_1(x_k) + \lambda_2(x_k)) \right) \exp[-(m_1(t) + m_2(t))]$$

$$\text{단, } m_1(t) = a(1 - e^{-g_1 t}), \lambda_1(t) = a g_1 e^{-g_1 t} \quad (3.9)$$

$$m_2(t) = a \left[1 - (1 + g_2 t) e^{-g_2 t} \right],$$

$$\lambda_2(t) = a g_2^2 t e^{-g_2 t}. \quad a > 0, g_1 > 0, g_2 > 0$$

식 (3.9)를 이용하여 MLE를 이용하기 위한 로그우도함수를 구하여 각 모수에 대한 최우추정량 \hat{a}_{MLE} , \hat{g}_{1MLE} 와 \hat{g}_{2MLE} 은 다음식을 만족한다.

$$\frac{n}{\hat{a}} = 2 - e^{-\hat{g}_1 s_n} - (1 + \hat{g}_2 x_n) e^{-\hat{g}_2 x_n} = 0 \quad (3.10-1)$$

$$\sum_{k=1}^n \frac{e^{-\hat{g}_1 x_k} - \hat{g}_1 x_k e^{-\hat{g}_1 x_k}}{\hat{g}_1 e^{-\hat{g}_1 x_k} + \hat{g}_2 x_k e^{-\hat{g}_2 x_k}} = \hat{a} x_n e^{-\hat{g}_1 x_n} \quad (3.10-2)$$

$$\sum_{k=1}^n \frac{2\hat{g}_2^2 x_k e^{-\hat{g}_2 x_k} - \hat{g}_2^3 x_k e^{-\hat{g}_2 x_k}}{\hat{g}_1 e^{-\hat{g}_1 x_k} + \hat{g}_2^2 x_k e^{-\hat{g}_2 x_k}} = \hat{a} \hat{g}_2 x_n^2 e^{-\hat{g}_2 x_n} \quad (3.10-3)$$

4. 수치적인 예

이 장에서 실제 고장자료를 이용하여 모형을 분석하고자 한다. 이 고장자료는 NTDS(Naval Tactical Data System)에 의해 발생된 소프트웨어 고장자료로서 Goel and Okumoto[5], Mazzuchi and Soyer [8] 등이 이 고장자료를 이용하여 소프트웨어 모형을 제안 한 바 있다. 본 연구도 이 자료를 이용하고자 한다. 이 자료는 <표 1>에 나열 되어 있다. 본 논문에서는 모수추정을 위하여 최우추정법을 이용하였고 비선형 방정식의 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. Goel-Okumoto 커버리지 모형, S-형 커버리지 모형 및 중첩모형은 들에 대한 모수의 추정값들의 결과는 <표 2>에 요약되었다. 이 분야에서는 일반적으로 모형 선택의 하나의 방법으로 편차자승합(SSE [9])을 이용할 수 있다. 이러한 결과는 <표 3>에 요약되었다. 이 표에서 Goel-Okumoto 커버리지 모형과 S-형 커버리지 모형에 비해 중첩모형 상대적으로 효율적 모형으로 나타나고 있다. (그림 1)은 각 모형에 대하여 위험함수를 그린 그림이다. 이 그림에서는 지수 커버리지 모형은 일정하고 S-커버리지 모형은 증가 형태, 중첩 커버리지 모형은 감소 형태를 나타내고 있으며 (그림 2)에서는 커버리지 함수를 그린 그림이다. ENHPP 모형에서 가정한 대로 연속적인 단조 비감소 함수형태로 나타나고 있다. (그림 3)에서는 신뢰도에 대한 패턴을 알아보았다. 이 그림에서도 역시 중첩모형

이 높게 나타나고 있다.

〈표 1〉 NTDS 자료

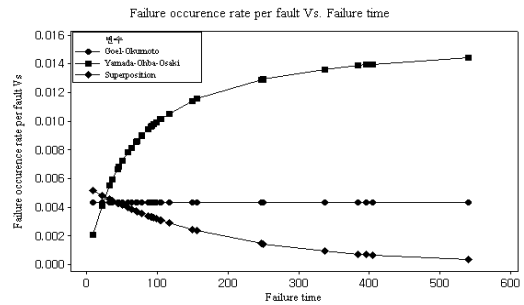
고장번호(i)	고장간격시간(t_i)	누적고장시간(x_i)
1	9	9
2	12	21
3	11	32
4	4	36
5	7	43
6	2	45
7	5	50
8	8	58
9	5	63
10	7	70
11	1	71
12	6	77
13	1	78
14	9	87
15	4	91
16	1	92
17	3	95
18	3	98
19	6	104
20	1	105
21	11	116
22	33	149
23	7	156
24	91	247
25	2	249
26	1	250
27	87	337
28	47	384
29	12	396
30	9	405
31	135	540

〈표 2〉 각 모형의 모수 추정값

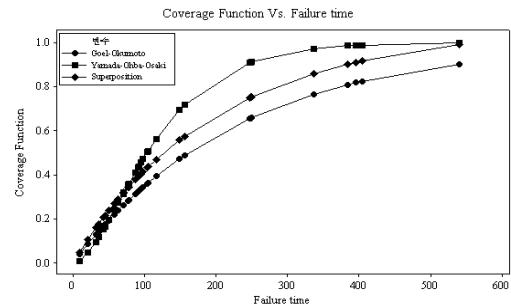
Model	추정치	\hat{a}	\hat{g}_1	\hat{g}_2
Goel-Okumoto 모형		35.98	0.00431	-
Yamada-Ohba-Osaki 모형		33.73	-	0.01621
중첩모형(Superposition)		32.75	0.00542	0.00063

〈표 3〉 각 모형의 SSE

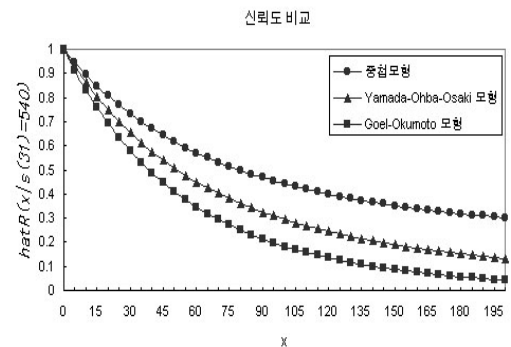
Model	SSE
Goel-Okumoto 모형	304.86777
Yamada-Ohba-Osaki 모형	229.28922
중첩모형(Superposition)	207.45942



(그림 1) 각 모형에 대한 위험 함수



(그림 2) 각 모형에 대한 커버리지 함수



(그림 3) 각 모형에 대한 신뢰도

5. 결 론

본 논문에서는 기존에 존재하는 NHPP 모형에서 테스트 커버리지를 포함하는 모형인 중첩 ENHPP 모형에 대하여 연구하였다. 즉, 잔존 결함 1개당 고장 발생률이 감소추세를 가진 중첩 형태를 이용한 커버리지 모형을 제안하였다. 고장 간격시간으로 구성된 자료를 이용하여 기존의 모형과 중첩 모형에 대하여 최우 추정법을 이용하여 모수 추정을 실시하였다. 소프트웨어 고장분석 자료는 고장수가 비교적 큰 실측 자료인 NTDS 자료를 통하여 분석하였다. 효율적인 모형 비교를 위한 편차자승합의 결과는 중첩커버리지 모형이 기존에 잘 알려진 지수 커버리지 모형이나 S-커버리지 모형보다 우수함을 보이고 있다. 따라서 중첩 ENHPP 모형도 이 분야에서 효율적으로 이용 할 수 있는 모형이 됨을 알 수 있었다. 향후 이러한 중첩 분포를 이용한 베이지안적 접근 방법이나 수리적인 추정과 검정 부분에 대한 수리적인 접근이 기대된다.

참 고 문 헌

[1] 김희철, 최유순, 박종구, “어량분포를 이용한 NHPP 소프트웨어 신뢰성장 모형에 관한 연구”, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제1호, pp. 7-14, 2006.

[2] 김희철, “카이제곱 NHPP에 의한 소프트웨어 신성 모형에 관한 연구”, 한국컴퓨터정보학회 논문지, 제11권, 제1호, pp. 45-53, 2006.

[3] S. S. Gokhale and K. S. Trivedi, “A time/structure based software reliability model”, Annals of Software Engineering, Vol. 8, pp. 85-121, 1999.

[4] J. F. Lawless, “Statistical Models and Methods for Lifetime Data”, John Wiley & Sons, New York, 1981.

[5] 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.

[6] 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.

[7] E. Cinlar, “Introduction To Stochastic Process”, New Jersey : Prentice-Hall, 1975.

[8] T. A., Mazzuchi and R., Soyer, “A Bayes Empirical Bayes Model for Software Reliability”, IEEE Transactions on Reliability, Vol. 37, pp. 248-254, 1988.

[9] H. Pham and 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.



김희철

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



신현철

2002년 원광대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
 2004년 (주)아이비루션 자문위원
 2007년 과학기술정보 클러스터 자문교수(KiSTi)
 1994년~현재 백석문화대학 컴퓨터정보학부 교수