

학습 효과 기법을 이용한 NHPP 소프트웨어 신뢰도 모형에 관한 연구

김희철*, 신현철**

요 약

본 연구에서는 소프트웨어 제품을 개발하여 테스트를 하는 과정에서 소프트웨어 관리자들이 소프트웨어 및 검사 도구에 효율적인 학습기법을 이용한 NHPP 소프트웨어 모형에 대하여 연구 하였다. 적용분포는 와이블 분포를 적용한 유한고장 NHPP에 기초하였다. 소프트웨어 오류 탐색 기법은 사전에 알지 못하지만 자동적으로 발견되는 에러를 고려한 영향요인과 사전 경험에 의하여 세밀하게 에러를 발견하기 위하여 테스트 관리자가 설정해놓은 요인인 학습효과와의 특성에 대한 문제를 비교 제시 하였다. 그 결과 학습요인이 자동 에러 탐색요인보다 큰 경우가 대체적으로 효율적인 모형임을 확인할 수 있었다. 본 논문의 수치적인 예에서는 고장 간격 시간 자료를 적용하고 모수추정 방법은 최우추정법을 이용하고 추세분석을 통하여 자료의 효율성을 입증한 후 평균자승오차와 R_{sq} (결정계수)를 이용하여 효율적인 모형을 선택 비교하였다

The Study of NHPP Software Reliability Model from the Perspective of Learning Effects

Kim Hee Cheul*, Shin Hyun Cheul**

ABSTRACT

In this study, software products developed in the course of testing, software managers in the process of testing software test and test tools for effective learning effects perspective has been studied using the NHPP software. The Weibull distribution applied to distribution was based on finite failure NHPP. Software error detection techniques known in advance, but influencing factors for considering the errors found automatically and learning factors, by prior experience, to find precisely the error factor setting up the testing manager are presented comparing the problem. As a result, the learning factor is greater than automatic error that is generally efficient model could be confirmed. This paper, a numerical example of applying using time between failures and parameter estimation using maximum likelihood estimation method, after the efficiency of the data through trend analysis model selection were efficient using the mean square error and R_{sq}

Key words : Learning Effects, Non-Homogeneous Poission Process, Time Truncated Model,

1. 서 론

소프트웨어 고장으로 인한 컴퓨터 시스템의 고장은 우리 사회에 엄청난 손실을 유발 할 수 도 있다. 따라서 소프트웨어 개발 과정에서 소프트웨어 신뢰성은 중요한 문제이다. 이 문제는 사용자의 요구조건과 테스트 비용을 만족시켜야 한다. 소프트웨어 테스트(디버깅)면에서 비용을 줄이기 위해서는 소프트웨어의 신뢰성의 변동과 테스트 비용을 사전에 알고 있어야 효율적이다. 따라서 신뢰도, 비용 및 방출 시간의 고려사항을 가진 소프트웨어 개발 과정은 필수 불가결 한다. 결국 소프트웨어 제품의 결함내용을 예측하기 위한 모형 개발이 필요하다. 지금까지 많은 소프트웨어 신뢰성 모형이 제안 되었다. 이 중에서 비동질적 포아송 과정(NHPP)에 의존한 모형은 에리 탐색 과정측면에서는 우수한 모형이고 이 모형은 결함이 발생하면 즉시 제거되고 디버깅 과정에서 새로운 결함이 발생되지 않는다는 가정을 하고 있다.

Gokhale과Trivedi [1]은 고양된 비동질적인 포아송 과정 모형(enhanced NHPP) 모형을 제시하였고 Goel과 Okumoto [2]은 지수적 소프트웨어 신뢰성 모형(exponential software reliability growth model,)을 제안 하였다. 이 모형은 결함의 누적수가 S 형태나 지수적 형태(S-shaped or exponential-shaped)를 가진 평균값 함수(mean value function)를 이용하였다. 이러한 모형에 의존한 일반화 모형은 Yamada 와 Ohba [3]에 의해 지연된 S 형태 신뢰 성장모형(delayed S-shaped reliability growth model)과 변곡된 S 형태 신뢰 성장 모형(inflexion S-shaped reliability growth model)이 제안되었다. Zhao [4]는 소프트웨어 신뢰도에서 변환점 문제를 제시하였고 Shyur [5]는 변환점을 이용한 일반화한 신뢰도 성장 모형을 제안하였다. Pham와 Zhang[6]는 테스트 커버리지(coverage)를 측정하여 소프트웨어 안정도를 평가 할 수 있는 소프트웨어 안정도 모형을 제시했다. 비교적 최근에, Huang [7]은 일반화 로지스틱 테스트 노력 함수(generalized logistic testing-effort function)와 변환점 모수(change-point parameter)를 통합하여 효율적인 소프트웨어 신뢰성 예측되는 기술을 제시하기도 하였다. 그리고 최근에는 S-형태 모형은 소프트웨어 관리자들이 소프트웨어 및

검사 도구에 익숙해지는 학습 과정을 설명할 수 있다고 하였다[8].

따라서 본 연구는 NHPP 소프트웨어 모형에 대한 자동적으로 발견되는 에리를 고려한 영향요인(influential factor)과 사전에 설정되는 학습요인(learning factor)으로 구성된 학습효과와 특성에 대한 문제를 비교 제시 하였다.

2. 관련 연구

2.1 유한고장 NHPP 모형

신뢰도에서 관측시간 $(0, t]$ 사이에 발견된 고장 수 $N(t)$ 을 모형화 하는데 비동질적 포아송 과정(non-homogeneous poisson process; NHPP)이 널리 사용되어 왔다.

이 과정(process)에서 강도함수(intensity function) 혹은 고장 발생률(rate of occurrence of failure; ROC OF) $\lambda(t) = dE[N(t)]/dt$ 은 t 에 대한 단조(monotonic) 함수로 흔히 가정 한다[3]. 이 범주에서 지금까지 알려진 모형들은 Goel-Okumoto 모형, Weibull 모형 그리고 Cox-Lewis 모형 등이 있는데 이모형들에 대한 강도함수는 각 각 시간에 의존한 함수, 멱(power) 함수, 대수 선형(log-linear) 함수를 가정하였다[9].

NHPP 모형에서 평균값 함수 $m(t)$ (mean value function)와 강도 함수 $\lambda(t)$ 는 다음과 같은 관계로 표현 할 수 있다.

$$m(t) = \int_0^t \lambda(s) ds, \quad \frac{dm(t)}{dt} = \lambda(t) \quad (2.1)$$

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

$$P\{N(t) = n\} = \frac{[m(t)]^n \cdot e^{-m(t)}}{n!}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, \infty \quad (2.2)$$

이처럼 시간관련 모형(time domain models)들은 N

HPP에 의해서 확률 고장 과정으로 설명이 가능하다. 이러한 모형들은 고장 강도 함수 $\lambda(t)$ 가 다르게 표현됨으로서 평균값 함수 $m(t)$ 도 역시 다르게 나타난다. 이러한 NHPP 모형들은 유한 고장 모형과 무한 고장 범주로 분류한다[10]. 유한 고장(finite failure) NHPP 모형들은 충분한 테스트 시간이 주어지면 결함들(faults)의 기대 값이 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 기대 값을 θ 라고 표현하고 $F(t)$ 를 분포함수라고 표현하면 유한 고장 NHPP 모형의 평균값 함수는 다음과 같이 표현 할 수 있다[9].

$$m(t) = \theta F(t) \tag{2.3}$$

(2.3)식으로 부터 순간고장 강도함수(instantaneous failure intensity) $\lambda(t)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$\lambda(t) = \theta F'(t) \tag{2.4}$$

(2.4)식을 다음과 같이 변형하여 표기 할 수도 있다.

$$\lambda(t) = [\theta - m(t)] \frac{F'(t)}{1 - F(t)} = [\theta - m(t)] h(t) \tag{2.5}$$

단, $h(t) = \frac{F'(t)}{1 - F(t)}$ 는 위험함수(hazard function, 고장률 함수)로서 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 non-increasing function)가 된다. 즉, 시간이 지남에 따라 그 고장을 찾아 제거하는 디버깅 과정을 거치면서 제거되기 때문에 감소 성을 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.

시간 $(0, t]$ 까지 조사하기 위한 시간 절단(time trun-

cated)모형은 n 번째 까지 고장시점 자료를

$$x_k = \sum_{i=1}^k t_k \quad (k=1, 2, \dots, n; 0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n) \tag{2.6}$$

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[9, 10].

$$L_{NHPP}(\theta | D_{x_n}) = \left(\prod_{i=1}^n \lambda(x_i) \right) \exp(-m(x_n)) \tag{2.7}$$

이 분야의 기본적 모형인 Goel-Okumoto 모형은 $h(t)$ 가 정수 패턴을 가짐으로서 시점 t 에 독립이고 잘 알려진 Yamada, Ohba-Osaki 모형은 단조 비감소 패턴을 가진다[1].

NHPP 모형에서 테스트 시점 x_n 에서 소프트웨어 고장이 일어난다고 하는 가정 하에서 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[9].

$$\begin{aligned} \hat{R}(t | x_n) &= e^{-\int_{x_n}^{x_n+t} \lambda(\tau) d\tau} \\ &= \exp[-\{m(t+x_n) - m(x_n)\}] \end{aligned} \tag{2.8}$$

2.2 학습효과를 고려한 강도함수와 누적함수

소프트웨어 테스트링 작업에 있어서 학습효과는 테스트링 관리자에 의해 동일한 혹은 조작 가능한 작업이 될 수 있으므로 이러한 효과들을 어떠한 방법으로 반영하는가는 소프트웨어 신뢰성에 중요한 과정이 된다.

소프트웨어 에러들을 발견하기 위하여 자동 에러 탐색요인(autonomous errors-detected factor) γ 과 학습요인(learning factor) η 이 포함된 영향요인들(influ-

ential factors)이 고려될 수 있다. 따라서 $f(t)$ 을 t 시점에서 에러를 발견된 확률을 나타내는 강도함수이고 $F(t)$ 을 $(0, t]$ 시점까지의 누적함수라고 가정하면 영향요인들을 고려한 모형은 다음과 같이 표현 된다[8].

$$f(t) = (\gamma + \eta F(t))(1 - F(t)) \quad (2.9)$$

단, $\gamma > 0, \eta > 0$.

(2.9)식에서 자동 에러 탐색요인 γ 는 사전에 알지 못하지만 테스트 과정에서 테스트 관리자가

자동적으로 에러를 발견하는 요인이지만 학습 요인 η 은 과거에 발견된 에러패턴을 바탕으로 세밀하게 에러를 발견하기 위하여 테스트 관리자가 설정해놓은

요인을 의미한다.

한편 (2.9)을 다음과 같이 위험함수 형태로 변경할 수 있다.

$$h(t) = (\gamma + \eta F(t)) \quad (2.10)$$

단, $h(t) = \frac{F'(t)}{1 - F(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)}$

(2.10)식에서 누적함수와 강도함수는 다음과 같이 수정 가능하다.

$$F(t) = \frac{h(t) - \gamma}{\eta}, f(t) = F'(t) = \frac{h'(t)}{\eta} \quad (2.11)$$

3. 제안한 학습효과를 이용한 NHPP

본 절에서는 와이블 분포[11]를 적용하고자 한다. 이 분포의 분포함수와 확률밀도함수는 다음과 같다.

$$f_{WEI}(t | \alpha, \beta) = \beta \alpha t^{\alpha-1} e^{-\beta t^\alpha} \quad (\alpha, \beta > 0, t > 0) \quad (3.1)$$

$$F_{WEI}(t | \alpha, \beta) = 1 - e^{-\beta t^\alpha} \quad (3.2)$$

(3.1) 과 (3.2) 식을 이용한 위험함수는 다음과 같이 유도 된다.

$$h(t) = \beta \alpha t^{\alpha-1} \quad (3.3)$$

따라서 (3.3)식과 (2.11)을 이용하면 다음과 같이 누적 함수와 강도 함수는 다음과 같이 수정 가능하다.

$$F(t) = \frac{\beta \alpha t^{\alpha-1} - \gamma}{\eta}, f(t) = \frac{\beta \alpha (\alpha-1) t^{\alpha-2}}{\eta} \quad (3.4)$$

유한 고장 NHPP모형의 평균값 함수와 강도함수는 (2.3) 식과 (2.4)식을 이용하면 각각 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$m(t) = \theta F(t) = \theta \frac{\beta \alpha t^{\alpha-1} - \gamma}{\eta} \quad (3.5)$$

$$\lambda(t) = \theta F'(t) = \theta \frac{\beta \alpha (\alpha-1) t^{\alpha-2}}{\eta} \quad (3.6)$$

이경우의 우도함수는 (2.7)식에 (3.5)식과 (3.6)식을 대입하면 다음과 같다.

$$L_{NHPP}(\theta | D_{x_n}) =$$

$$\left[\prod_{i=1}^n \theta \left(\frac{\beta \alpha (\alpha-1) x_i^{\alpha-2}}{\eta} \right) \right] \exp \left[-\theta \left(\frac{\beta \alpha x_n^{\alpha-1} - \gamma}{\eta} \right) \right] \quad (3.7)$$

모수 추정방법은 최우추정법(MLE)을 사용하였고 최우추정법을 이용하기 위한 로그 우도 함수는 (3.7)식과 관련하여 다음과 같이 유도된다.

$$\ln L_{NHPP}(\theta | D_{x_n}) = \quad (3.8)$$

$$n \ln \theta + n \ln \beta + n \ln \alpha + n \ln (\alpha-1) - n \ln \eta$$

$$+ (\alpha-2) \sum_{i=1}^n \ln x_i - \theta \left(\frac{\beta \alpha x_n^{\alpha-1} - \gamma}{\eta} \right)$$

(3.8)식에서 형상모수 $\beta = 2$ 인 경우를 본 논문에서 고려하고자 한다. 즉, θ 와 α 에 대하여 편미분 하여 다음과 같은 식을 만족하는 $\hat{\theta}_{MLE}$ 와 $\hat{\alpha}_{MLE}$ 을 수치 해석적 방법으로 계산할 수 있다[12].

$$\frac{\partial \ln L_{NHPP}(\theta | D_{x_n})}{\partial \theta} = \frac{n}{\theta} - \frac{2\alpha x_n^{\alpha-1} - \gamma}{\eta} = 0 \quad (3.9)$$

$$\frac{\partial \ln L_{NHPP}(\theta | D_{x_n})}{\partial \alpha} = \quad (3.10)$$

$$\frac{n}{\alpha} + \frac{n}{\alpha-1} + \sum_{i=1}^n \ln x_i - \frac{2\theta x_n^{\alpha-1}}{\eta} (1 + \alpha \ln x_n) = 0$$

4. 관측 자료에 대한 모형 비교

최근에 모형에 대한 효율성을 조사하기 위한 기준으로 MSE(평균자승오차)와 Rsq(결정계수)를 사용한다[8].

4.1 평균자승오차(Mean square error)

평균자승오차는 실제 관찰 값과 예측 값에 대한 차이를 측정 하는 도구로서 다음과 같이 정의 된다.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (m(x_i) - \hat{m}(x_i))^2}{n - k} \quad (4.1)$$

단, $m(x_i)$ 은 시간(0, x_i]까지 나타난 에러들의 누적합수를 의미하고 $\hat{m}(x_i)$ 는 x_i 시점까지 평균값 합수로부터 추정된 에러의 누적개수를 의미한다. 그리고 n 은 관찰 값의 수이고 k 는 모수의 수를 의미한다.

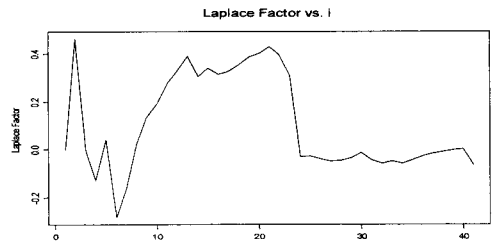
4.2 Rsq

Rsq(결정계수)는 관찰 값의 차이에 대한 설명력을 나타내는 도구로서 다음과 같이 정의 된다.

$$Rsq = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (m(x_i) - \hat{m}(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (m(x_i) - \sum_{j=1}^n m(x_j)/n)^2} \quad (4.2)$$

5. 수치적인 예

이 장에서 고장 간격 시간 자료(S27[13])를 이용하여 학습요인에 대한 특성을 분석하고자 한다. 이 자료는 1197.945 시간단위에 41번의 고장이 발생한 자료이며 <표 1>에 나열 되어 있고 제시하는 신뢰 모형들을 분석하기 위하여 우선 자료에 대한 추세 검정이 선행 되어야 한다[13].



(그림 1) 라플라스 추세 검정

추세 분석에는 일반적으로 라플라스 추세 검정(Laplace trend test)을 시행한다. 이 검정을 실시한 결과 (그림 1)에서 보여 주듯이 라플라스 요인(factor)이 -2와 2사이에 존재함으로서 신뢰성장(reliability growth) 속성을 나타내고 있다. 따라서 이 자료를 이용하여 신뢰도를 추정하는 것이 가능하다[14].

따라서 모수 추정의 결과는 $\eta > \gamma$ 인 경우는 <표 2>, $\eta < \gamma$ 인 경우는 <표 3>에 요약되었고 <표 4>에서는 $\eta = \gamma$ 인 경우를 나열하였다.

즉 <표 2>에서 학습요인 η 이 자동 에러 탐색요인 γ 이 큰 경우에는 학습요인 η 과 자동 에러 탐색요인 γ 이 클수록 MSE(평균자승오차)가 작게 나타나고 Rsq(결정계수)는 크게 나타나 학습요인 η 과 자동 에러 탐색요인 γ 이 클수록 효율적인 모형으로 나타나고 있다.

$\eta < \gamma$ 인 경우와 $\eta = \gamma$ 인 경우도 같은 형태로 나타나 어느 경우에도 학습요인 η 과 자동 에러 탐색요인 γ 이 클수록 효율적인 모형으로 나타나고 있다. 그러나 학습요인 η 이 자동 에러 탐색요인 γ 보다 큰 경우가 대체적으로 효율적인 모형임을 확인 할 수 있다.

<표 1> 고장 간격자료

Failure number	Failure Time(hours)	Failure Interval (hours)
1	5.649	5.649
2	8.92	3.271
3	20.29	11.37
4	29.955	9.665
5	34.715	4.76
6	75.95	41.235
7	78.171	2.221
8	78.625	0.454
9	83.022	4.397
10	89.114	6.092
11	89.804	0.69
12	92.86	3.056
13	93.66	0.8
14	110.655	16.995
15	111.988	1.333
16	122.545	10.557
17	127.045	4.5
18	128.712	1.667
19	128.99	0.278
20	131.768	2.778
21	131.829	0.061
22	141.712	9.883
23	164.212	22.5
24	342.85	178.638
25	356.144	13.294
26	399.144	43
27	446.494	47.35
28	476.644	30.15
29	497.144	20.5
30	497.661	0.517
31	591.161	93.5
32	665.644	74.483
33	666.444	20.8
34	765.944	79.5
35	772.977	7.033
36	774.944	1.967
37	791.561	16.617
38	815.978	24.417
39	837.145	21.167
40	861.945	24.8
41	1197.945	336

<표 2> 각 모형의 모수 추정값 ($\eta > \gamma$)

Model		MLE		모형 비교	
η	γ	α_{MLE}	$\hat{\theta}_{MLE}$	MSE	Rsqr
0.5	0.1	1.734	0.033	56.710	0.740
0.6	0.2	1.634	0.084	36.575	0.832
0.7	0.3	1.570	0.160	25.241	0.884
0.8	0.4	1.521	0.267	17.790	0.918
0.9	0.5	1.479	0.421	12.873	0.941

<표 3> 각 모형의 모수 추정값 ($\eta < \gamma$)

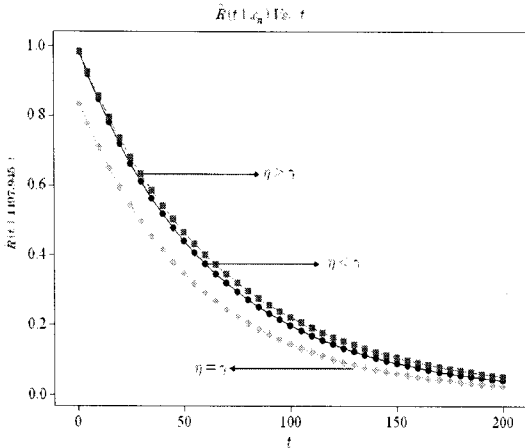
Model		MLE		모형 비교	
η	γ	α_{MLE}	$\hat{\theta}_{MLE}$	MSE	Rsqr
0.1	0.5	1.552	0.026	76.427	0.650
0.2	0.6	1.622	0.007	38.662	0.823
0.3	0.7	1.474	0.125	25.518	0.883
0.4	0.8	1.489	0.204	18.191	0.917
0.5	0.9	1.444	0.309	13.588	0.938

<표 4> 각 모형의 모수 추정값 ($\eta = \gamma$)

Model		MLE		모형 비교	
η	γ	α_{MLE}	$\hat{\theta}_{MLE}$	MSE	Rsqr
0.1	0.1	1.762	0.005	75.364	0.655
0.2	0.2	1.665	0.022	51.261	0.765
0.3	0.3	1.605	0.053	37.352	0.829
0.4	0.4	1.5595	0.100	27.827	0.872
0.5	0.5	1.522	0.168	20.883	0.904

(그림 2)에서는 임무시간(mission time)에 의존한 신뢰도($\hat{R}(t | x_{41} = 1197.954)$)을 $\eta > \gamma$ ($\eta = 0.9, \gamma = 0.5$), $\eta < \gamma$ ($\eta = 0.5, \gamma = 0.9$)와 $\eta = \gamma$ ($\eta = 0.5, \gamma = 0.5$)인 경우에 대하여 그려본 결과 모든 단조 감소형태를 나타내지만 $\eta > \gamma$ $\eta < \gamma$ 의 경우에는 $\eta = \gamma$ 의 경우보다 높은 신뢰도를 보이고 있어서 이 결과는 적합 시킨 자료에 의한 결과이기 때문에 다른 자료를 적합 시키면 결과는 달라질 수 있지만 학습요인 η 이 자동에러 탐색요인 γ 보다 큰 경우가 대체적으로 효율적인 모형임을 확인 할 수 있어서 이 분야에서 효율적

모형으로 선택 될 수 있음을 보여주고 있다.



(그림 2) 임무시간에 각 경우의 신뢰도

5. 결 론

대용량 소프트웨어가 수정과 변경하는 과정에서 결점의 발생을 거의 피할 수 없는 상황이 현실이다. 따라서 소프트웨어 관리자들이 소프트웨어 및 검사 도구에 효율적인 학습 과정을 이용한 NHPP 소프트웨어 모형에 대하여 연구 하였다. 사전에 알지 못하지만 자동적으로 발견되는 에러를 고려한 영향요인과 사전 경험에 의하여 세밀하게 에러를 발견하기 위하여 테스트 관리자가 설정해놓은 요인인 학습효과의 특성에 대한 문제를 비교 제시 하였다.

따라서 적합 시킨 자료에 의한 결과이기 때문에 다른 자료를 적합 시키면 결과는 달라질 수 있지만 학습요인이 자동 에러 탐색요인보다 큰 경우가 대체적으로 효율적인 모형임을 확인 할 수 있어서 이 분야에서 효율적 모형으로 선택 될 수 있음을 보여주고 있다.

경우에 따라서는 왜도와 첨도 측면에서 효율적인 카파분포, 지수화지수분포 등 업데이트된 분포에 대한 적용 문제를 비교 분석하는 연구도 가치 있는 일이라 판단되고 이 연구를 통하여 소프트웨어 개발자들은 수명분포에 의존한 학습요인을 파악 하는데 어느 정도 도움을 줄 수 있으리라 사료 된다.

참고문헌

- [1] Gokhale, S. S. and Trivedi, K. S. "A time/structure based software reliability model", Annals of Software Engineering. 8, pp. 85-121. 1999.
- [2] Goel AL, Okumoto K, " Time-dependent fault detection rate model for software and other performance measures", IEEE Trans Reliab 28, pp.206-11, 1978.
- [3] Yamada S, Ohba H. " S-shaped software reliability modeling for software error detection", IEEE Trans Reliab, 32, pp.475-484, 1983.
- [4] Zhao M. "Change-point problems in software and hardware reliability", Commun. Stat Theory Methods,22(3), pp.757-768, 1993.
- [5] Shyur H-J. "A stochastic software reliability model with imperfect debugging and change-point", J Syst. Software 66, pp.135-141, 2003.
- [6] Pham H, Zhang X. "NHPP software reliability and cost models with testing coverage", Eur J Oper Res, 145, pp.445-454, 2003.
- [7] Huang C-Y. "Performance analysis of software reliability growth models with testing-effort and change-point". J Syst Software 76, pp. 181-194, 2005.
- [8] Kuei-Chen, C., Yeu-Shiang, H., and Tzai-Zang, L. "A study of software reliability growth from the perspective of learning effects". Reliability Engineering and System Safety 93, pp. 1410 - .14 21, 2008.
- [9] J. F. Lawless. Statistical Models and Methods for Lifetime Data. John Wiley & Sons, New York, 1981.
- [10] L. Kuo and T. Y. Yang. "Bayesian Computation of Software Reliability". Journal of the American Statistical Association, Vol.91, pp. 763-773, 1996.
- [11] 김희철, "일반화감마분포를 이용한 NHPP 소프트웨어 신뢰도 모형에 관한 연구", 한국컴퓨터정보학회 논문지, 10권 6호, pp. 27-35, 2005년 12월.
- [12] 김희철, "지수화 지수 분포에 의존한 NHPP 소프트웨어 신뢰성장 모형에 관한 연구", 한국컴퓨터정보학회논문지, 제11권 5호, pp. 9-18, 2006년 11월.
- [13] K. Kanoun and J. C. Laprie, "Handbook of Software Reliability Engineering", M.R.Lyu,

Editor, chapter Trend Analysis. McGraw-Hill
New York, NY: 1996; p.401-437.

- [14] 김희철, “극값 분포 특성을 가진 소프트웨어 신뢰
성 보증 모형에 관한 연구”, 한국 통신학회논문
지, 34권6호, pp.623-629, 2009년 6월.

[저 자 소 개]



김희철 (Kim Hee Cheul)
1992년 2월 동국대학교 통계학과
졸업(이학석사)
1998년 8월 동국대학교 통계학과
졸업(이학박사)
email : kim1458@nsu.ac.kr



신현철 (Shin Hyun Cheul)
1990년 2월 광운대학교 전자계산학과
졸업(공학석사)
2002년 2월 원광대학교 컴퓨터공학과
졸업(공학박사)
email : hcshin@bcc.ac.kr