



되었다. 이 중에서 비동질적 포아송 과정 (Non-homogeneous Poisson process; NHPP)에 의존한 모형[1]은 에리탐색 과정측면에서는 우수한 모형이고 이러한 모형은 결함이 발생하면 즉시 제거되고 디버깅과정에서 새로운 결함이 발생되지 않는다는 가정을 하고 있다.

이 분야에서 Gokhale과 Trivedi [2]은 고양된 비동질적인 포아송과정 모형(Enhanced NHPP model)을 제시하였고 Goel 과 Okumoto [3]은 결함의 누적수가 S-형태나 지수적인 형태(S-shaped or exponential-shaped)를 가진 평균값함수(Mean value function)를 이용한 지수적인 소프트웨어 신뢰성모형(Exponential software reliability growth model)을 제안 하였다. 이모형에 의존한 일반화 모형은 Yamada 와 Ohba [4]에 의해 지연된 S-형태 신뢰성장모형(Delayed S-shaped reliability growth model)과 변곡된 S-형태 신뢰성장모형(Inflection S-shaped reliability growth model)이 제안되었다. Zhao [5]는 소프트웨어 신뢰도에서 변환점 문제를 제시하였고 Shyur [6]는 변환점을 이용한 일반화한 신뢰도 성장모형을 제안하였다. Pham와 Zhang[7]는 테스트 커버리지(Coverage)를 측정하여 소프트웨어 안정도를 평가 할 수 있는 소프트웨어 안정도모형을 제시했다. 그리고 Huang [8]은 일반화 로지스틱 테스트 노력 함수(Generalized logistic testing-effort function)와 변환점 모수(Change-point parameter)를 통합하여 효율적인 소프트웨어 신뢰성 예측기술을 제시하기도 하였다. 그리고 또 다른 측면에서 S-형태 모형은 소프트웨어 관리자들이 소프트웨어 및 검사도구에 익숙해지는 학습과정을 설명할 수 있다고 하였다[9]. 또한 kim[10]은 반-로지스틱분포를 이용한 학습과정에 대한 연구도 이루어졌다.

본 논문에서는 유연한 와이블 확장모형 [11]을 이용한 형상모수의 효율성과 그 특징을 알아보고자 한다.

## 2. 관련연구

### 2.1 유연한 와이블 확장분포

유연한 와이블 확장분포(Flexible Weibull extension distribution)은 M. Bebbington, C.D. Lai, 와 R. Zitikis[12]에 의해 제안된 분포로서 위험함수의 패턴이 감소형태 혹은 감소형태를 따르는 분포로서 확률밀도함수와 분포함수는 다음과 같이 알려져 있다 [11].

$$f(t) = \left( \alpha + \frac{\beta}{t^2} \right) e^{\alpha t - \frac{\beta}{t}} e^{-e^{\alpha t - \frac{\beta}{t}}} \quad (1)$$

$$F(t) = 1 - e^{-e^{\alpha t - \frac{\beta}{t}}} \quad (2)$$

단,  $\beta, \alpha, t > 0$ .

그리고 위험함수는 다음과 같이 유도된다.

$$h(t) = f(t)/(1-F(t)) = \left( \alpha + \frac{\beta}{t^2} \right) e^{\alpha t - \frac{\beta}{t}} \quad (3)$$

### 2.2 효율적 모형을 위한 모형의 비교기준

일반적으로 모형에 대한 효율성을 조사하기 위한 기준으로서 평균제곱오차(Mean square error; MSE)와 결정계수(Coefficient of determination;  $R^2$ )를 사용한다[9].

평균제곱오차는 실제 관찰 값과 예측 값에 대한 차이를 측정하는 도구로서 다음과 같이 정의된다.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (m(x_i) - \hat{m}(x_i))^2}{n - k} \quad (4)$$

단,  $m(x_i)$ 은 시간(0,  $x_i$ ]까지 나타난 고장들의 누적개수를 의미하고  $\hat{m}(x_i)$ 는  $x_i$  시점까지 평균값 함수로부터 추정된 고장의 누적개수를 의미한다. 그리고  $n$ 은 관찰 값의 수이고  $k$ 는 모수의 수를 의미한다. 즉, 작은 평균제곱오차 값을 가진 모형은 효율적인 모형이 된다.

또한, 결정계수는 예측 값의 차이에 대한 설명력을 나타내는 도구로서 다음과 같이 정의된다. 따라서 보다 큰 결정계수를 가진 모형은 효율적인 모형으로 간주된다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (m(x_i) - \hat{m}(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n \left( m(x_i) - \sum_{j=1}^n m(x_j)/n \right)^2} \quad (5)$$

### 3. 제안된 유연한 와이블 확장분포를 이용한 NHPP 모형

(1)식과 (2)식을 이용하여 유연한 와이블 확장분포를 유한고장 NHPP로 접근하면 강도함수(위험함수)와 평균값함수는 다음과 같이 표현 할 수 있다[11, 12].

$$\lambda(t) = h(t) = f(t)/(1-F(t)) \quad (6)$$

$$= \left( \alpha + \frac{\beta}{t^2} \right) e^{\alpha t - \frac{\beta}{t}}$$

$$m(t) = -\ln(1-F(t)) = e^{\alpha t - \frac{\beta}{t}} \quad (7)$$

단,  $\beta, \alpha, t > 0$ .

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

$$x_k = \sum_{i=1}^k t_k \quad (k=1,2,\dots,n; 0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n) \quad (8)$$

이라고 하면 데이터 집합  $D_t$  는  $\{n, x_1, x_2, \dots, x_n; t\}$  와 같이 구성된다.  $n$  번째까지 고장시점이 관찰된 고장절단모형일 경우에 데이터 집합  $D_{x_n}$  은  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  으로 구성되며, 이 시간절단 모형에서  $\theta$  을 모수공간이라고 표시하면 무한고장 우도함수는 다음과 같이 알려져 있다[1].

$$L_{NHPP}(\theta | \underline{x}) = \left( \prod_{i=1}^n \lambda(x_i) \right) \exp(-m(x_n)) \quad (9)$$

단,  $\underline{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$  이고  $\theta$  은 미지의 모수집합을 의미하고 우도함수 (9)식에 (6)과 (7)식을 적용하고 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation; MLE)을 이용한 유연한 와이블 확장 모형에 대한 로그우도함수는 다음과 같이 유도된다.

$$\ln L(\alpha, \beta | \underline{x}) = \sum_{i=1}^n \ln \left( \alpha + \frac{\beta}{x_i^2} \right) + \alpha \sum_{i=1}^n x_i - \beta \sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i} - \left( e^{\alpha x_n - \frac{\beta}{x_n}} \right) \quad (10)$$

단,  $\underline{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$  .

본 연구에서는 형상모수  $\beta$  를 고정된 상수 (0.5, 1, 1.5)로 간주하여 모수추정을 하고자 한다.

따라서 최우추정값  $\hat{\alpha}_{MLE}$  는 다음 식을 만족한다.

$$\frac{\partial L(\alpha, \beta | \underline{x})}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \ln \left( \frac{x_i^2}{\alpha x_i^2 + \beta} \right) + \sum_{i=1}^n x_i - x_n \left( e^{\alpha x_n - \frac{\beta}{x_n}} \right) = 0 \quad (11)$$

또한, 임무시간에 따른 신뢰도는 다음과 같이 유도 된다[1].

$$\hat{R}(\tau | x_n) = \exp [-m(\tau + x_n) + m(x_n)] \quad (12)$$

단,  $\tau$  는 임무시간(Mission time)을 의미하고

$$m(\tau + x_n) = e^{\alpha(\tau + x_n) - \frac{\beta}{(\tau + x_n)}},$$

$$m(x_n) = e^{\alpha x_n - \frac{\beta}{x_n}}.$$

### 4. 소프트웨어 고장시간 자료 분석

이 절에서는 소프트웨어 고장 시간자료[13] (Failure time data)를 이용하여 본 논문에서 제시하는 소프트웨어 신뢰모형들을 이용한 소프트웨어 고장시간을 분석하고자 한다. 이 자료의 고장시간은 18.735 시간단위에 30번의 고장이 발생한 자료이며 [표 1]에 나열 되어 있다.

표 1. 소프트웨어의 고장시간자료  
Table 1. Failure time data of software

Failure number	Failure time (hours)	Failure number	Failure time (hours)
1	0.479	16	10.771
2	0.745	17	10.906
3	1.022	18	11.183
4	1.576	19	11.779
5	2.61	20	12.536
6	3.559	21	12.973
7	4.252	22	15.203
8	4.849	23	15.64
9	4.966	24	15.98
10	5.136	25	16.385
11	5.253	26	16.96
12	6.527	27	17.237
13	6.996	28	17.6
14	8.17	29	18.122
15	8.863	30	18.735

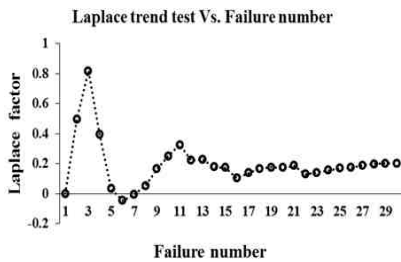


그림 1 라플라스 추세검정  
Fig. 1. Laplace trend test

또한 제시하는 신뢰모형들을 분석하기 위하여 우선 자료에 대한 추세검정이 선행 되어야 한다 [14]. 추세분석에는 일반적으로 라플라스 추세검정 (Laplace trend test)을 사용한다. 이 검정을 실시한 결과 [그림 1]에서 라플라스 추세 검정의 결과

는 라플라스요인(Factor)이 -2와 2사이에 존재함으로써 즉, 극단값(Extreme value)이 존재하지 않으므로 이 자료를 이용하여 신뢰성장모형을 제시하는 것이 효율적임을 시사하고 있다[15].

모수추정은 최우추정법을 이용하고 모수추정을 용이하게 하기 위하여 원래의 고장시간 데이터를 변수변환(Failure time × 10<sup>-1</sup>)하여 적용하였다. 비선형 방정식의 계산방법은 수치 해석적 기본방법인 이분법(Bisection method)을 사용하였다. 이러한 계산은 초기 값을 0.01과 5.0을, 허용한계 (Tolerance for width of interval)는 10<sup>-5</sup> 을 주고 수렴성을 확인하면서 충분한 반복횟수인 100번을 C-언어를 이용하여 모수추정을 수행하였다.

표 2. 각 모형에 대한 모수추정값 및 MSE, R<sup>2</sup>  
Table 2. Parameter estimation of each model

Parameter	MLE	MSE, R <sup>2</sup>	
		MSE	R <sup>2</sup>
$\beta = 0.1$	$\hat{\alpha}_{MLE} = 1.6987$	<b>83.170</b>	<b>0.8836</b>
$\beta = 0.5$	$\hat{\alpha}_{MLE} = 1.7670$	111.066	0.8594
$\beta = 1.0$	$\hat{\alpha}_{MLE} = 1.8794$	134.659	0.8199

Note. MLE : Maximum likelihood estimation;  
MSE: Mean square error;  
R<sup>2</sup> : Coefficient of determination.

최우추정법의 결과와 모형에 대한 효율성을 조사하기 위한 기준으로서 MSE(평균제곱오차)와 R<sup>2</sup>(결정계수)가 [표 2]에 요약되었다. 이 표에서 유연한와이블 확장모형에서 형상모수가  $\beta = 0.1$ 인 경우가  $\beta = 0.5$  와  $\beta = 1.0$ 인 경우보다 실제 값과 예측 값에 대한 차이를 측정하는 평균제곱오차가 낮다 그리고 형상모수  $\beta = 0.1, 0.5, 1.0$ 인 경우 모두 예측 값의 차이에 대한 설명력을 의미하는 설명력도 모두 80% 보다 높게 나타나기 때문에 형상모수가  $\beta = 0.1$ 인 경우가  $\beta = 0.5$  와  $\beta = 1.0$ 인 경우보다 효율적인 모형으로 간주할 수 있다.

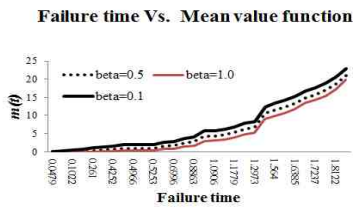


그림 2. 평균값함수

Fig. 2. Mean value function

[그림 2]에서는 평균값함수의 패턴을 요약 하였다. 이 그림에서도 유연한 와이블 확장모형에서 형상모수가  $\beta=0.1$ 인 경우가  $\beta=0.5$ 와  $\beta=1.0$ 인 경우보다 보다 참값에 더 가깝게 추정되었다. 그리고 [그림 3]에서는 위험함수의 패턴을 요약하였다. 이 그림에서도 와이블 확장모수가  $\beta=1.0$ 인 경우는 감소형태를 따르는 패턴이고  $\beta=0.5$ 인 경우와  $\beta=1.0$ 인 경우는 비-감소 속성을 나타내고 있다.

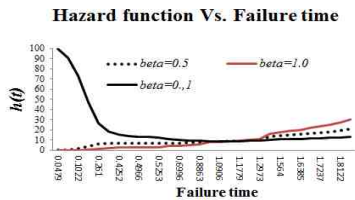


그림 3. 위험함수

Fig. 3. Hazard function

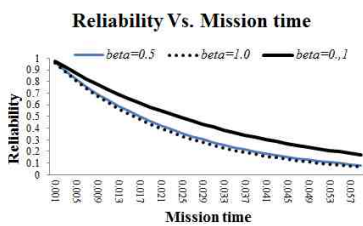


그림 4. 신뢰도

Fig. 4. Reliability

[그림 4]에서 보여 주듯이 임무시간에 대한 신뢰도 그림에서는 와이블 확장모수가  $\beta=0.1, 0.5, 1.0$

인 경우에 대하여 신뢰도를 비교 했을 때 예상된 바와 같이 임무시간이 증가 할수록  $\beta=0.1$ 인 경우가  $\beta=0.5$ 와  $\beta=1.0$ 인 경우보다 신뢰도의 상승으로 나타나고 있다.

## 5. 결론

대용량 소프트웨어가 수정과 변경하는 과정에서 결점의 발생을 거의 피 할 수 없는 상황이 현실이다.

소프트웨어 신뢰성은 개발의 최종단계에 있는 테스트 공정이나 실제 사용단계에 있어서 소프트웨어 내에 존재하는 고장 수나 고장 발생시간에 의해서 효과적으로 평가할 수 있는 상황으로 그 평가기술이 중요하게 된다. 따라서 소프트웨어 개발의 테스트공정이나 실제사용단계에 있어서 고장 발생환경이나 고장 발생현상을 수리적으로 모형화가 가능하면 평가를 할 수 있다. 테스트시간이나 혹은 실행시간, 발생된 고장 수와 고장 발생시간과의 관계를 효율적으로 관리함으로써 소프트웨어 신뢰도를 성장 시킬 수 있다. 이러한 과정을 소프트웨어 성장과정이라고 볼 수 있다.

본 연구에서는 수리시점에서도 고장이 발생할 상황을 반영하는 무한고장 NHPP모형들을 비교 제시하였다.

따라서 본 연구에 제안된 유연한 와이블 확장분포를 따르는 형상모수에 근거한 무한고장 NHPP모형들을 비교 제시하였다. 그 결과 형상모수가 비교적 작은 경우에 효율적으로 나타났다. 이 연구를 통하여 소프트웨어 개발자들은 형상모수에 근거한 소프트웨어 고장형태를 고려함으로써 소프트웨어 고장형태에 대한 사전지식을 파악하는데 어느 정도 도움을 줄 수 있으리라 사료된다.

## REFERENCES

[1] Hee-Cheul KIM, "The Comparative Study of NHPP Delayed S-Shaped and Extreme Value Distribution Software Reliability Model using the Perspective of Learning

- Effects”, International Journal of Advancements in Computing Technology, Vol. 5, No.9, pp. 1210 -1218, 2013.
- [2] Gokhale, S. S. and Trivedi, K. S. A, “time/structure based software reliability model”, Annals of Software Engineering. 8, pp. 85-121. 1999.
- [3] Goel A L, Okumoto K, “Time-dependent fault detection rate model for software and other performance measures”, IEEE Trans. Reliab. 28, pp.206-11, 1978.
- [4] Yamada S, Ohba H, “S-shaped software reliability modeling for software error detection”, IEEE Trans. Reliab, 32, pp.475-484, 1983.
- [5] Zhao M, “Change-point problems in software and hardware reliability”, Commun. Stat. Theory Methods, 22(3), pp.757-768, 1993.
- [6] Shyur H-J, “A stochastic software reliability model with imperfect debugging and change-point”, J. Syst. Software 66, pp.135-141, 2003.
- [7] Pham H, Zhang X., “NHPP software reliability and cost models with testing coverage”, Eur. J. Oper. Res, 145, pp.445-454, 2003.
- [8] Huang C-Y, “Performance analysis of software reliability growth models with testing-effort and change-point”, J. Syst. Software 76, pp. 181-194, 2005.
- [9] 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 - 1421, 2008.
- [10] Hee-Cheul KIM, “The Comparative Study of NHPP Half-Logistic Distribution Software Reliability Model using the Perspective of Learning Effects”, Journal of Next Generation Information Technology, Vol. 4, No. 8, pp. 132-139, 2013.
- [11] M.A.E-Damcese1, Abdelfattah Mustafa, B.S.El-Desouky and M.E.Mustafa, “The Kumaraswamy Flexible Weibull Extension”, International Journal of Mathematics And its Applications Vol. 4, Issue 1-A, pp. 1-14, 2006.
- [12] M.Bebbington, C.D. Lai and R. Zitikis, “A exible Weibull extension”, Reliability Engineering & System Safety”, Vol. 92, No. 6, pp. 719-726, 2007.
- [13] Y. HAYAKAWA and G. TELFAR, “Mixed Poisson-Type Processes with Application in Software Reliability”, Mathematical and Computer Modelling, 31, pp. 151-156, 2000.
- [14] Kim, Hee Cheul, “The Comparative Study of Software Optimal Release Time of Finite NHPP Model Considering Half-Logistic and Log-logistic Distribution Property”, The Journal of Korea Society of Digital Industry and Information, 9(2): 1-10, June 2013.
- [15] K. Kanoun and J. C. Laprie, “Handbook of Software Reliability Engineering”, M.R.Lyu, Editor, chapter Trend Analysis. McGraw-Hill New York, NY, pp. 401-437, 1996.

---

저자약력

---

김 회 철 (Hee-Cheul Kim) [정회원]



- 1992년 2월 : 동국대학교 통계학과 (이학석사)
- 1998년 8월 : 동국대학교 통계학과 (이학박사)
- 2005년 3월 ~ 현재 : 남서울대학교 산업경영공학과 교수

<관심분야> 소프트웨어신뢰성 공학, 진산 통계, 웹프로그래밍

신 현 철 (Hyun-Cheul Shin) [정회원]



- 2002년 2월 : 원광대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 2005년 3월 : 한국정보처리학회 이사
- 1994년 3월 ~ 현재 : 백석문화대학교 컴퓨터공학부 교수

<관심분야> 통신공학, 컴퓨터과학, 소프트웨어 공학, 소프트웨어공학