

고장 자료가 없는 시스템의 고장률 분포 함수의 추정 Estimation of failure rate distribution of system without failure data

김영복, 이창훈
서울특별시 관악구 신림동 산 56-1 서울대학교 산업공학과

Abstract

시스템의 신뢰도는 설계 단계에서부터 중요한 제약 조건이 됨과 동시에 그 사용 단계에서도 지속적인 관찰의 대상이 된다. 특히 원자력 발전소와 같이 안전성이 강조되는 시스템에서는 한 번의 고장으로 치명적인 문제를 야기시킬 수 있다. 따라서, 신뢰도가 높은 시스템을 구축하기 위한 방안과 함께 시스템의 신뢰도에 대한 수리적인 평가를 보다 합리적인 방법으로 할 수 있는 것에 관한 연구가 필요하다고 할 수 있다.

시스템의 신뢰도 평가는 고장률 분포 함수의 추정에서 출발한다. 시스템의 고장률 분포 함수 추정시, 고장 자료를 이용하여 분포 함수의 모수를 추정하지만 대상 시스템의 고장 자료가 없는 경우 다른 유사 시스템의 고장자료를 이용하여 고장률 분포 함수를 추정하게 된다. 기존의 연구들은 유사 시스템의 고장자료를 이용할 때 베이지안(Bayesian) 분석 절차를 이용하였다. 하지만 기존 방법들은 추정 절차에 필요한 우도함수(likelihood function)를 유도시 계산상의 어려움이 많다. 본 연구에서는 각각의 개별 자료에 대한 우도함수를 유도하여 전체적인 시스템의 우도함수를 유도함으로써 이러한 문제점을 해결할 수 있는 새로운 절차를 제안하였다. 또한 모의실험을 통하여 기존의 방법과의 비교함으로써 본 연구의 타당성을 검증하였다.

1. 서론

시스템의 신뢰도는 설계 단계에서부터 중요한 제약 조건이 됨과 동시에 그 사용 단계에서도 지속적인 관찰의 대상이 된다. 제조 시스템에 있어서 시스템의 신뢰도 저하는 잦은 고장으로 인한 생산성의 저하와 함께 생산되는 제품의 품질을 떨어뜨리는 요인이 되며, 특히 원자력 발전소와 같이 안전성이 강조되는 시스템에서는 한 번의 고장으로 치명적인 문제를 유발할 수 있기 때문이다. 따라서, 신뢰도가 높은 시스템을 구축하기 위한 방안과 함께 시스템의 신뢰도에 대한 수리적인 평가를 보다 합리적인 방법으로 할 수 있는 것에 관한 연구가 필요하다고 할 수 있다.

시스템의 재해도를 정량화 하는 확률론적 안전성 평가(Probabilistic Safety Assessment, PSA)에 있어서 가장 기본적으로 요구되는 정보는 시스템을 구성하는 개별 기기(component)의 신뢰도라고 할 수 있다. 개별 기기의 신뢰도를 구하기 위해서는 많은 수의 고장 자료로부터 유도해야 하지만, 고장 자료의 수가 적은 경우에는 충분한 시간에 걸쳐 실시된 수명 시험 자료로부터 추정하는 것이 바람직하다. 하지만, 원자력 발전소나 석유 화학 공장과 같이 고가격, 고신뢰도를 필요로 하는 기기들로 구성된 시스템에서는 이러한 장기간의 수명 시험이 현실적으로 불가능하므로 과거의 고장 이력을 토대로 신뢰도를 추정하게 된다. 그러나, 새로 만

들어진 시스템의 경우에는 고장 자료가 없는 까닭에 전문가의 경험이나 유사 시스템의 고장 자료에 의존하여 고장률 분포 함수를 추정하게 되는데, 이러한 분석절차에 대한 연구가 다양하게 수행되어 왔다.

시스템에 대한 유무형의 자료를 일관성 있게 처리하는 도구로써 지금까지는 베이지안 방법이 고려되어 왔으며, 베이스 정리는 자료와 판단을 결합하여 우리의 인지 상태(state of knowledge)를 일관성 있게 표현하는 가장 근본적인 도구로 쓰여왔다. 그래서, 80년대 초부터 유사 시스템 자료를 활용하여 대상 시스템의 신뢰도 분석을 위한 사전(prior) 분포를 구축하는 베이지안(bayesian) 분석 절차에 대한 연구가 다수 발표되었으나, 이러한 연구는 유사 시스템의 고장 자료나 고장 자료를 이용한 시스템 신뢰도에 대한 추정치를 이용하는 방법에 국한되어 있는 점을 한계로 지적할 수 있다.

본 연구에서는 각각의 개별 자료에 대한 우도함수를 유도하여 전체적인 시스템의 우도함수를 유도함으로써 이러한 문제점을 해결할 수 있는 새로운 절차를 제안하였다. 또한 모의실험을 통하여 기존의 방법과의 비교함으로써 본 연구의 타당성을 검증하였다.

본 연구에서 대상으로 하는 시스템의 특징은 새로이 만들어져서 고장 자료가 없고, 시스템의 성격상 고장 자료 획득을 위한 장기간의 수명

[표 1-1] 기존 연구 현황

연구자	사용 분포	특징
Kaplan(83)	Lognormal	최초의 제안
Frohner(85)	Gamma	Bayesian 방법 사용
Gaver(87)	Lognormal, Gamma	MLE 추정법 사용
Rosqvist(99)	Power Law, Log-linear	자료의 형태가 다름

시험이 불가능한 예를 들면 nuclear plant, chemical plant 같은 대형 시스템이 될 수 있다. 또한 본 연구에서 분석에 사용하는 유사 자료는 대상 시스템과 비슷한 규모와 구조를 가진 다른 시스템의 고장 자료로서 그 특징은 각 자료는 고장회수와 관측기간으로 구성되어 있고 각각의 개별 유사 자료마다 관측 기간이 상이하다는 점이다. 본 연구는 고장 자료가 없는 시스템의 PSA(Probabilistic Safety Assessment) 수행시 고장률 분포 함수를 추정하기 위한 방법론의 개발이 그 목적이라고 할 수 있다.

2. 기존 연구 현황

기존의 연구들의 대부분은 조건부 확률에 대한 정리인 베이스 정리를 그 근간으로 한다. 베이스 정리는 다음의 식으로 설명할 수 있다.

A, B를 각각 임의의 사건이라고 할 때 2개의 사건이 동시에 발생할 확률은

$$P(A \text{ and } B) = P(A)P(B|A) = P(B)P(A|B)$$

와 같이 구할 수 있고 그 식을 정리하면 조건부 확률은 아래의 식으로 설명할 수 있다.

$$P(A|B) = P(A) \left[\frac{P(A \text{ and } B)}{P(B)} \right]$$

위의 베이스 정리를 유사 자료 처리 절차에 적용하면 다음과 같이 적용할 수 있다.

λ 를 대상시스템의 failure rate라 하고, E_1 을 t시간동안 s번의 고장이 발생한 경우의 유사 자료라고 한다면 베이스 정리에 의해 다음의 식이 성립함을 알 수 있다.

$$f(\lambda|E_1) = f_0(\lambda) \left[\frac{P(E_1|\lambda)}{f_0(E_1)} \right]$$

이때 각각의 고장은 poisson process에 의해 발생한다고 하면 $P(E_1|\lambda)$ 는 다음의 식과 같이 되고

$$P(E_1|\lambda) = \frac{e^{-\lambda t} \cdot (\lambda t)^s}{s!}$$

$f_0(E_1)$ 는 다음의 식과 같이 구할 수 있다

$$f_0(E_1) = \int_0^{\infty} f_0(\lambda) P(E_1|\lambda) d\lambda$$

만약 사전 분포인 $f_0(\lambda)$ 를 gamma 분포라 하면 사후 분포인 $f(\lambda|E_1)$ 도 gamma 분포로 됨이 알려져 있다.

고장 발생을 λ 의 모집단의 분포로는 gamma 분포와 대수정규분포(lognormal distribution)이 주로 이용된다. 특히 대수정규분포의 경우 다양한 장치들에 대한 고장률 사이의 다양성을 특징짓는 데 오래 전부터 사용되어 왔기 때문에 원자력 발전소의 PRA에 있어서 관심이 모아지고 있는 실정이다. 모집단의 분포를 대수정규분포와 gamma 분포 중에서 어떤 것이 더 낫다는 것에 대한 공식적인 증명은 없지만 일반적으로 대수정규분포가 더 많이 사용된다. 왜냐하면 gamma 분포가 분석하기가 더 쉽다는 장점이 있음에도 불구하고 대수정규분포는 특이한 값들을 반영할 수 있는 긴 꼬리가 있고, 해석상의 장점이 있기 때문이다. 하지만 실제로 위의 두 가지 분포 모두 다봉성(multimodality) 혹은 극심한 비대칭(asymmetry)같은 특수한 경우는 잘 반영하지 못한다는 한계가 있다.

먼저 gamma 분포에서의 추정법을 정리해보면 다음과 같이 정리할 수 있다. 일반적으로 기존 연구에서는 다음과 같은 2가지의 가정을 한다. 첫째, 각각의 고장은 poisson process를 따라 발생하고, 둘째 고장률의 분포는 gamma 분포를 따른다는 것이다.

k_i 를 고장회수, t_i 를 관측기간, α, β 를 gamma 분포의 모수라 정의하면 k_i, t_i 의 결합확률과 사전 분포는 다음과 같이 정리된다.

$$P(k_i, t_i|\lambda) = \frac{(\lambda t_i)^{k_i}}{k_i!} \exp(-\lambda t_i)$$

$$\Phi(\lambda|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{\alpha-1} \exp(-\lambda\beta)$$

이때의 각각의 자료에 대한 우도함수는

$$\begin{aligned} L_i &= \int P(k_i, t_i|\lambda) \Phi(\lambda|\alpha, \beta) d\lambda \\ &= \int \frac{(\lambda t_i)^{k_i}}{k_i!} \exp(-\lambda t_i) \\ &\quad \times \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{\alpha-1} \exp(-\lambda\beta) d\lambda \\ &= \int \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{(t_i)^{k_i}}{k_i!} \lambda^{k_i} \\ &\quad \times \exp(-\lambda t_i) \lambda^{\alpha-1} \exp(-\lambda\beta) d\lambda \\ &= \int \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{(t_i)^{k_i}}{k_i!} \lambda^{\alpha+k_i-1} \exp(-\lambda(t_i + \beta)) d\lambda \end{aligned}$$

$$= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{(t_i)^{k_i}}{k_i!} \frac{\Gamma(\alpha + k_i)}{(t_i + \beta)^{\alpha + k_i}}$$

와 같이 되고 전체 유사자료에 의한 우도함수는

$$L = \prod_{i=1}^n L_i = \prod_{i=1}^n \left\{ \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{(t_i)^{k_i}}{k_i!} \frac{\Gamma(\alpha + k_i)}{(t_i + \beta)^{\alpha + k_i}} \right\}$$

와 같이 된다. 대수우도함수의 유도를 위해 각 자료의 우도함수에 log를 취하면

$$\ln L_i = \alpha \ln \beta + k_i \ln t_i + \ln \Gamma(\alpha + k_i) - \ln \Gamma(\alpha) - \ln k_i! - (\alpha + k_i) \ln(t_i + \beta)$$

가 되고 이때의 전체 자료에 대한 대수우도함수는

$$L = \sum \ln L_i = n \alpha \ln \beta + \sum k_i \ln t_i + \sum \ln \Gamma(\alpha + k_i) - n \ln \Gamma(\alpha) - \sum \ln k_i! - \sum (\alpha + k_i) \ln(t_i + \beta)$$

가 된다. 대수우도함수를 최대로 하는 모수의 값을 구하기 위해 대수우도함수를 미분을 하면

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = n \ln \beta + \sum_{i=1}^n \frac{\Gamma'(\alpha + k_i)}{\Gamma(\alpha + k_i)} - \frac{n \Gamma'(\alpha)}{\Gamma(\alpha)} - \sum_{i=1}^n \ln(t_i + \beta)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = n \frac{\alpha}{\beta} - \sum_{i=1}^n \frac{\alpha + k_i}{\beta + t_i}$$

의 식이 구해진다. 하지만 이 식은 일반적인 해가 존재하지 않기 때문에 heuristic 방법을 이용하여 그 해를 구한다..

다음으로 대수정규분포에서의 추정법을 정리해보면 다음과 같이 정리할 수 있다. 이전의 gamma 분포에서의 경우와 마찬가지로 기존 연구에서는 다음과 같은 2가지의 가정을 한다. 첫째, 각각의 고장은 poisson process를 따라 발생하고, 둘째 고장률의 분포는 대수정규분포를 따른다는 것이다.

k_i 를 고장회수, t_i 를 관측기간, μ, σ 를 gamma 분포의 모수라 정의하면 k_i, t_i 의 결합확률과 사전 분포는 다음과 같이 정리된다.

$$P(k_i, t_i | \lambda) = \frac{(\lambda t_i)^{k_i}}{k_i!} \exp(-\lambda t_i)$$

$$\Phi(\lambda | \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma\lambda}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln\lambda - \ln\mu}{\sigma}\right)^2\right\}$$

이때의 각각의 자료에 대한 우도함수는

$$\begin{aligned} L_i &= \int P(k_i, t_i | \lambda) \Phi(\lambda | \mu, \sigma) d\lambda \\ &= \int \frac{(\lambda t_i)^{k_i}}{k_i!} \exp(-\lambda t_i) \\ &\quad \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma\lambda}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln\lambda - \ln\mu}{\sigma}\right)^2\right\} d\lambda \end{aligned}$$

와 같이 되고 전체 유사자료에 의한 우도함수는

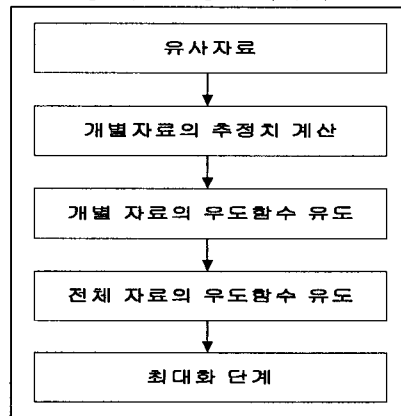
$$\begin{aligned} L &= \sum_{i=1}^n \int P(k_i, t_i | \lambda) \Phi(\lambda | \mu, \sigma) d\lambda \\ &= \sum_{i=1}^n \int \frac{(\lambda t_i)^{k_i}}{k_i!} \exp(-\lambda t_i) \\ &\quad \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma\lambda}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln\lambda - \ln\mu}{\sigma}\right)^2\right\} d\lambda \end{aligned}$$

가 되어 일반적으로 우도함수의 분석적인 해의 도출이 불가능하여 heuristic 방법을 사용하여 우도함수를 유도한다. 또한 유도된 우도함수를 최대화하는 과정도 heuristic 방법을 사용하여 수행하게 된다.

3. 연구내용

본 연구에서 사용한 분석절차를 그림으로 나타내면 아래 그림과 같다.

[그림 3-1] 분석절차



위의 그림에서 보는 것과 같이 본 연구는 유사자료를 이용한 고장률 분포 함수의 추정에 있어 주어진 자료를 그대로 사용하는 것이 아니라 자료의 변환 과정을 거쳐서 분석을 수행한다. 그 이유는 자료의 변환 과정을 거치지 않고 분석을 하는 기존 방법의 경우 우도함수의 유도과정이나 유도된 우도함수를 최대화하는 과정에서 heuristic 방법을 사용하게 되는데 그럴 경우 상당히 큰 오차가 존재할 수 있기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 가능한 heuristic 방법의 사용을 줄여 분석적인 해를 구하기 위해 자료의 변환하는 과정을 첨가하였다.

분석은 gamma 분포와 대수정규분포에 대해 수행하였다.

적용방법을 정리하면 먼저 주어진 각각의 유사자료에서 최대우도추정법을 이용하여 각 자료에 대한 고장률 λ_i 의 값을 추정한다. 각각의 자료에 대하여 λ_i 는 다음과 같이 구하여 진다.

$$\lambda_i = \frac{k_i}{t_i}$$

이때 각각의 λ_i 를 고장률 분포 모집단에서의 sampling한 결과로 가정하고 최대우도추정법을 사용하여 모집단의 분포의 모수를 추정하기 위해 우도함수를 유도하면 아래와 같다.

먼저 gamma 분포의 경우 각 λ_i 의 우도함수는

$$L_i = g(\lambda_i | \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda_i^{\alpha-1} \exp(-\lambda_i \beta)$$

와 같이 되고 모수와 관계없는 상수항을 제거한 뒤 log를 취하면

$$\ln L_i = \alpha \ln \beta + (\alpha - 1) \ln \lambda_i - \lambda_i \beta - \ln \Gamma(\alpha)$$

와 같이 정리할 수 있다. 이때의 전체 자료의 우도함수를 구한 뒤 log를 취하면

$$L = n\alpha \ln \beta + (\alpha - 1) \sum \ln \lambda_i - \beta \sum \lambda_i - n \ln \Gamma(\alpha)$$

가 되고 최대화과정을 수행하기 위해 미분을 하면

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = n \ln \beta - \sum_{i=1}^n \ln \lambda_i - n \frac{\Gamma'(\alpha)}{\Gamma(\alpha)} = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = n \frac{\alpha}{\beta} - \sum_{i=1}^n \lambda_i = 0$$

가 되고 이 경우 α 에 대하여 미분을 한 식에서는 gamma 함수의 미분이 불가능하므로 그 해를 구할 수 없지만 β 에 대하여 미분한 식에서는 아래의 관계식을 구할 수 있다.

$$\frac{\alpha}{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i}{n}$$

본 연구의 모의실험에서는 우도함수를 최대로 하는 모수의 값을 구하기 위해 numerical search를 통하여 그 값을 구하였다.

다음으로 대수정규분포인 경우는 각 유사자료의 추정치 λ_i 의 우도함수는

$$L_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma\lambda_i}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln \lambda_i - \ln \mu}{\sigma}\right)^2\right\}$$

가 되고 상수항을 제외한 후 log를 취하면 아래의 식과 같이 된다.

$$\ln L_i = -\frac{1}{2}\left(\frac{\ln \lambda_i - \ln \mu}{\sigma}\right)^2 - \ln \sigma - \ln \lambda_i$$

이때 전체자료의 우도함수는

$$\begin{aligned} L &= -\frac{1}{2} \sum \left(\frac{(\ln \lambda_i)^2 - 2 \ln \lambda_i \ln \mu + (\ln \mu)^2}{\sigma^2} \right) \\ &\quad - n \ln \sigma - \sum (\ln \lambda_i) \\ &= -\frac{1}{2} \frac{1}{\sigma^2} \sum (\ln \lambda_i)^2 + \frac{1}{\sigma^2} \ln \mu \sum (\ln \lambda_i) \\ &\quad - \frac{1}{2} \frac{1}{\sigma^2} n (\ln \mu)^2 - n \ln \sigma - \sum (\ln \lambda_i) \end{aligned}$$

의 형태가 되고 최대화과정을 위해 각 모수에 대하여 미분을 하면

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \frac{1}{\mu} \sum (\ln \lambda_i) - \frac{1}{\sigma^2} n (\ln \mu) \frac{1}{\mu} = 0$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \sigma} &= \frac{1}{\sigma^3} \sum (\ln \lambda_i)^2 - 2 \frac{1}{\sigma^3} \ln \mu \sum (\ln \lambda_i) \\ &\quad + \frac{1}{\sigma^3} n (\ln \mu)^2 - n \frac{1}{\sigma} = 0 \end{aligned}$$

의 두 식이 나오고 이 두 식을 연립하여 풀면

$$\ln \mu = \frac{\sum (\ln \lambda_i)}{n}$$

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \frac{\sum (\ln \lambda_i)^2 - \frac{(\sum (\ln \lambda_i))^2}{n}}{n} \\ &= \frac{\sum (\ln \lambda_i)^2}{n} - \left(\frac{\sum (\ln \lambda_i)}{n} \right)^2 \end{aligned}$$

의 해를 구할 수 있다. 이때 해의 형태를 살펴보면 $\ln \mu$ 는 $\ln \lambda_i$ 의 평균이고 σ^2 의 값은 $\ln \lambda_i$ 의 분산의 형태를 띄고 있음을 알 수 있다. 이 결과는 moment matching 방법을 사용하여 구했을 때와 그 결과가 같다.

이상의 결과를 바탕으로 한 모의실험 결과와 실제 고장 자료에 대하여 분포 함수의 추정 결과가 다음 장에 있다.

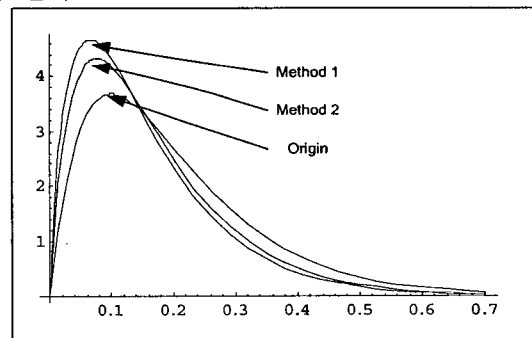
4. 모의실험

모형의 타당성 검증을 위해 컴퓨터 모의실험을 수행하였다.

모의실험은 임의의 gamma 분포와 lognormal 분포에 대하여 자료를 발생시킨 다음 기존의 추정 방법(Method 1)과 본 연구에서의 추정법(Method 2)을 이용하여 각각 추정하여 원래의 분포(Origin)와 비교하는 방법을 사용하였다.

1> $\alpha=2, \beta=10$ 인 경우의 gamma 분포

Method 1을 사용하여 모수를 추정한 결과 $\alpha=1.74, \beta=11.23$ 이 나왔고, Method 2를 사용하여 모수를 추정한 결과 $\alpha=1.83, \beta=10.92$ 가 나왔다. 이 결과를 그림으로 비교하면 아래 그림과 같다.

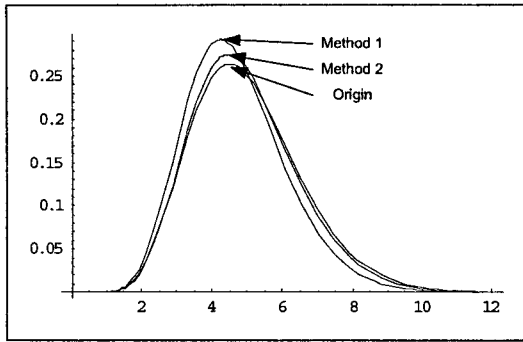


[그림4-1] $\alpha=2, \beta=10$ 인 경우의 gamma 분포

2> $\alpha=10, \beta=2$ 인 경우의 gamma 분포

Method 1을 사용하여 모수를 추정한 결과 $\alpha=10.81, \beta=2.31$ 이 나왔고, Method 2를 사용하여 모수를 추정한 결과 $\alpha=10.59, \beta=2.15$ 가 나

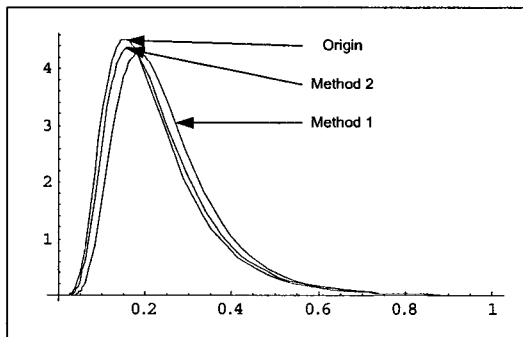
왔다. 이 결과를 그림으로 비교하면 아래 그림과 같다.



[그림4-2] $\alpha=10, \beta=2$ 인 경우의 gamma 분포

3> $\mu=0.2, \sigma=0.5$ 인 경우의 lognormal 분포

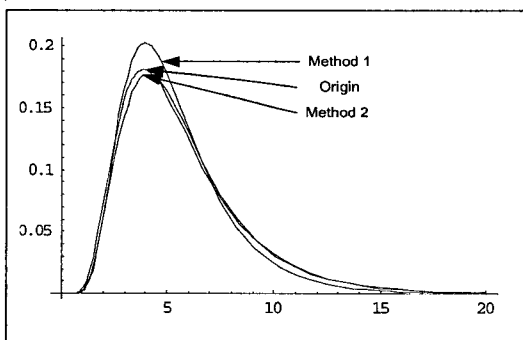
Method 1을 사용하여 모수를 추정한 결과 $\mu=0.23, \sigma=0.45$ 가 나왔고, Method 2를 사용하여 모수를 추정한 결과 $\mu=0.21, \sigma=0.49$ 가 나왔다. 이 결과를 그림으로 비교하면 아래 그림과 같다.



[그림 4-3] $\mu=0.2, \sigma=0.5$ 인 경우의 lognormal 분포

4> $\mu=5.0, \sigma=0.5$ 인 경우의 lognormal 분포

Method 1을 사용하여 모수를 추정한 결과 $\mu=4.85, \sigma=0.45$ 가 나왔고, Method 2를 사용하여 모수를 추정한 결과 $\mu=5.15, \sigma=0.48$ 이 나왔다. 이 결과를 그림으로 비교하면 아래 그림과 같다.



[그림 4-4] $\mu=5.0, \sigma=0.5$ 인 경우의 lognormal 분포

이상의 모의실험 결과를 살펴보면 Method 2가 전반적으로 Method 1보다 추정하는 정도가

우수함을 알 수 있다.

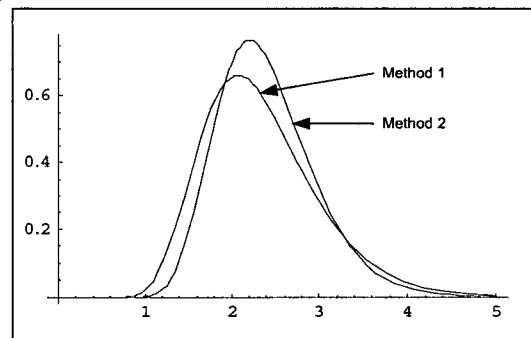
다음에는 실제로 신뢰성 분석 모형의 입력 자료로 많이 사용되는 13개의 보잉 720기의 에어컨 고장자료를 이용하여 모형을 비교하여 보았다.

실제의 자료는 아래와 같다.

[표 4-1] air conditioner failure

비행기 종류	k_i	t_i	λ_i
1	2	0.623	3.21
2	9	1.800	5.00
3	14	1.832	7.64
4	15	1.819	8.25
5	12	1.297	9.25
6	6	0.639	9.39
7	23	2.201	10.45
8	29	2.422	11.97
9	6	0.493	12.17
10	16	1.312	12.20
11	27	2.074	13.02
12	24	1.539	15.59
13	30	1.788	16.78

위의 자료를 이용하여 lognormal 분포의 경우에 모수를 추정하면 Method 1의 경우 $\mu=2.33, \sigma=0.23$ 이 나왔고, Method 2를 사용하여 모수를 추정한 결과 $\mu=2.25, \sigma=0.28$ 이 나왔다. 이 결과를 그림으로 비교하면 아래 그림과 같다.



[그림 4-5] 보잉 720기 고장자료를 이용한 모수추정 결과

5. 결론 및 추후연구방향

본 연구에서는 고장자료가 없는 신규 시스템의 고장률 분포 함수를 추정하는 방법에 대해 연구하였다. 대상 시스템의 고장 자료가 없는 경우 유사자료를 이용함에 있어서 각각의 유사자료를 그대로 이용하는 것이 가장 이상적이겠지만 실제로 분석하는 경우 많은 heuristic 분석법을 사용함으로써 정밀도를 떨어뜨리게 된다. 하지만 각각의 유사자료를 이용한 고장률 추정치를 사용하면 그러한 문제점을 해결하면서 동시에 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다. 실제로 모의실험 결과 기존의 방법보다는 더 나은

결과를 얻을 수 있음을 알 수 있었다.

본 연구의 활용 방안으로는 신규 시스템의 고장률 추정 문제의 해결이나 자료의 형태가 고장률의 추정치로만 주어지는 경우에 고장률 분포함수를 추정하는 문제에 활용 가능하다.

추후 연구 사항으로는 분석 방법에 대한 다양한 연구가 더 있어야 하겠고 각각의 개별 유사자료간의 가중치를 주어 추정하는 방법과 가중치를 결정할 수 있는 방법중의 하나로 각각의 자료간의 유사성(similarity)의 반영하는 방안에 대한 논의도 필요할 것으로 보인다.

REFERENCES

- [1] Ascher, A. and Feingold, H. (1978), "The Aircraft Air Conditioner Data Revisited", in Proceedings of the Annual Reliability and Maintainability Symposium, New York: Institute of Electrical and Electronic Engineers, pp. 153-159
- [2] Deely, J. J. and Lindley, D. V. (1981), "Bayes Empirical Bayes", JASA, Vol. 76, 833-841
- [3] Dempster, A. P., Laird, N. M. and Rubin, D. B. (1977), "Maximum likelihood From Incomplete Data via the EM Algorithm", Journal of the Royal Statistical Society, Ser. B, Vol. 39, 1-38
- [4] Kaplan, S. (1983), "On a Two-Stage Bayesian Procedure for Determining Failure Rates From Experimental Data", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. 102, 195-202
- [5] Morris, C. (1983), "Parametric Empirical Bayes Inference: Thoery and Applications"(with discussion), JASA, Vol. 78, 47-65
- [6] Gaver, D. P. and O'Muirheartaigh, I. G. (1987), "Robust Empirical Bayes Analyses of Event Rate", Technometrics, Vol. 29, 1-15
- [7] Vaurio, J. K. (1987), "On Analytic Empirical Bayes Estimation of Failure Rates", Risk Analysis, Vol. 7, 329-338
- [8] Frohner, F. H. (1985), "Analytic Bayesian Solution of the Two-Stage Poisson-Type Problem in Probabilistic Risk Analysis", Risk Analysis, Vol. 5, 217-234
- [9] T. Rosqvist (2000), "Bayesian aggregation of experts' judgements on failure intensity", RESS, Vol. 70, 283-289