

# 포괄적 누적 충격 공통원인고장 모형 및 시스템 신뢰도 평가

임태진<sup>†</sup>

숭실대학교 산업·정보시스템공학과

## Comprehensive Cumulative Shock Common Cause Failure Models and Assessment of System Reliability

Tae-Jin Lim<sup>†</sup>

Dept. of Industrial & Information Systems Engineering, Soongsil University

Key Words : CCF, BFR, Cumulative Shock, EM Algorithm, System Reliability

### Abstract

This research proposes comprehensive models for analyzing common cause failures (CCF) due to cumulative shocks and to assess system reliability under the CCF. The proposed cumulative shock models are based on the binomial failure rate (BFR) model. Six kinds of models are proposed so as to explain diverse cumulative shock phenomena. The models are composed of the initial failure probability, shape parameter, and the total shock number. Some parameters of the proposed models can not be explicitly estimated, so we adopt the Expectation-maximization (EM) algorithm in order to obtain the maximum likelihood estimator (MLE) for the parameters. By estimating the parameters for the cumulative shock models, the system reliability with CCF can be assessed sequentially according to the number of cumulative shocks. The result can be utilized in dynamic probabilistic safety assessment (PSA), aging studies, or risk management for nuclear power plants. Replacement or maintenance policies can also be developed based on the proposed model.

## 1. 서 론

항공기나 원자력발전소와 같이 고도의 신뢰도를 요구하는 시스템에서 최근 부각되고 있는 고장 유형의 하나는 공통원인고장(common cause failure; CCF)이다. CCF란 다중 시스템에서 어떤 공통의 원인에 의해 하나 이상의 컴포넌트가 동시에(혹은 비슷한 시기에) 고장나는 사건을 말한다 [Mosleh, 1989]. 국내외에서 수행된 확률론적 안전성 평가(probabilistic safety assessment; PSA) 결과에 의하면, CCF는 원전의 다중성에 치명적인 손상을 주어 안전 시스템의 비가용도와 원전 노심손상빈도에 큰 영향을 주는 것으로 밝혀졌다 [Edison, 1981] [Garrick, 1983] [Picard et al., 1983].

따라서 정확한 CCF 분석 모형을 개발하고 그 영향을 평가하는 연구는 큰 중요성을 갖는다.

기존의 CCF 분석 모형은 크게 비충격모형과 충격모형으로 나누어진다. 비충격모형은 조건부 확률로써 CCF를 분석하는 모형으로서, 기본모수 모형 [Mosleh, 1989], BF(beta factor) 모형 [Fleming, 1975], MGL(multiple Greek letter) 모형 [Moody and Follen, 1985], AF(alpha factor) 모형 [Mosleh and Siu, 1987] 등이 대표적이다. 충격모형은 충격(shock)이라는 매개를 사용하여 CCF의 물리적 현상을 설명하는 모형으로서, 이항고장률(binomial failure rate; BFR) 모형 [Vesely, 1977], 다중고장률(multiple failure rate; MFR) 모형 [Apostolakis and Moieni, 1987] 등이 대표적이다. 기존의 모든 CCF 모형들은 사용시간에 따라 CCF 발생확률이 변하지 않으므로 시스템의 동적(dynamic) 고장특성을 반영할 수 없는 단점이 있다.

<sup>†</sup> 교신저자 tjlim@ssu.ac.kr

\* 본 연구는 기초전력연구원 연구비 지원으로 수행되었음.

BFR 모형은 CCF를 물리적으로 설명하여 설득력이 있고 사용하는 모수의 개수가 적어 적용이 편리하기 때문에 여러 원자력 연구보고서에서 많이 사용되어온 모형이다. 그러나 기존의 BFR 모형은 충격의 동적 특성을 반영하고 있지 않기 때문에 개선이 필요하다. 동적 특성을 고려한 CCF 모형에 관한 연구는 매우 희소하다. 백장현 등(2005)은 한 가지 모형만을 설정하여 충격의 누적 현상을 반영하였으나, 제한적인 결과를 제시하였다.

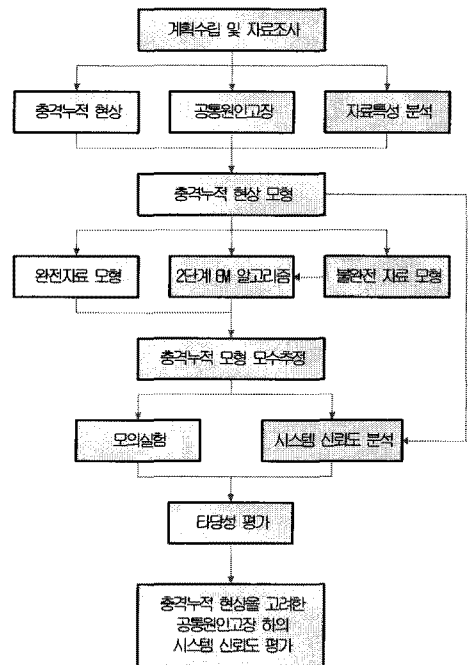
본 연구에서는 시스템의 열화에 따른 CCF 특성을 분석하기 위해 누적된 충격의 영향을 반영한 포괄적인 CCF 분석 모형을 개발하고, 이러한 분석모형을 이용하여 시간 종속적 시스템 신뢰도를 평가하고자 한다. 만약 CCF의 동적 특성을 제대로 반영하지 아니하고 시스템의 신뢰성을 평가할 경우, 실제 시스템의 신뢰도보다 과대평가(overestimate)함으로 인해 치명적인 결과를 초래할 수 있다.

먼저 타당성 있는 여섯 가지 모형을 설정하고, 설정된 누적 충격 모형의 모수인 초기고장확률, 형상모수와 충격횟수 등에 대한 최우추정량(maximum likelihood estimator; MLE)을 구하기 위한 일반화된 알고리즘을 제시한다. 특히, 충격 발생횟수와 무고장 데이터가 정확히 알려지지 않은 불완전 자료에 대하여 EM (Expectation-Maximization) 알고리즘 「Dempster et al., 1977」을 적용하여 추정 절차를 구현한다. 또한 모의 실험을 수행하여 모수 추정치와 모수 추정치에 근거한 신뢰도 추정치의 정확성을 검증한다. 시스템 신뢰도 평가를 통하여 충격누적 현상을 반영하지 않은 경우, 시스템 이용불능도의 과소평가가 현상을 확인한다. 본 연구의 개요는 <그림 1>과 같다.

## 2. 누적 충격 모형

본 연구에서 사용하는 기호는 다음과 같다.

- $m$  시스템 다중도(redundancy)
- $k$  누적된 충격 횟수
- $p$  충격 발생시 조건부 고장확률
- $g(k)$   $k$ 번째 충격 발생시 조건부 고장확률
- $x_k$   $k$ 번째 충격 발생시 고장 컴포넌트 개수



<그림 1> 연구의 개요

### 2.1 충격 CCF 모형

물리적인 충격을 매개로 CCF를 설명하는 모형을 충격 모형이라고 한다. 대표적인 충격 CCF 모형은 Veseley (1977)가 제안한 BFR 모형으로서 다음과 같은 가정에 기초한다.

- 충격의 유형은 하나이며, 충격의 발생횟수는 포아송(Poisson) 과정을 따르고, 따라서 충격 발생시간 간격은 지수분포를 따른다.
- 충격이 발생하면 각 컴포넌트는 독립적으로 일정한 고장확률  $p$  를 갖는다. 따라서  $m$  중 병렬 시스템에서 공통원인 충격이 발생하면 고장 컴포넌트의 개수  $X$  는 다음과 같이 이항분포를 따른다.

$$\Pr(X=x | m, p) = \binom{m}{x} p^x (1-p)^{m-x}, \quad (1)$$

$$(x = 0, \dots, m)$$

또 다른 충격 CCF 모형으로는 Apostolakis and Moieni(1987)가 제안한 MFR 모형이 있는데, BFR 모형과는 달리 공통원인 충격 발생시  $x$  개의 고장이 발생할 조건부 확률을 아래와 같이 정의한다.

$$\Pr(X=x | m, p) = \phi_x, \quad (x = 0, \dots, m) \quad (2)$$

MFR 모형은 Vaurio(1999)에 의해 보다 일반적인 형태로 발전하였는데, 추정해야 할 모수의 개수가 BFR 모형에 비해 많기 때문에 CCF 데이터가 희소한 현실을 감안할 때 사용상의 제약이 있다. 기존 충격모형의 공통적인 단점은 BFR 모형과 MFR 모형 모두 사용시간에 따른 컴포넌트의 열화나 CCF의 동적 특성을 반영하지 못하는 점이다.

### 2.2 누적 충격 CCF 모형

누적 충격 CCF 모형은 공통원인충격으로 컴포넌트와 환경에 영향을 미칠 때 그 영향력이 누적되어 가는 경우, 다음 번 충격 시에 컴포넌트 고장 발생확률이 증가되는 것을 표현하고자 하는 것이다. 누적 충격 모형은 기본적으로 공통원인고장을 분석함에 있어서 공통원인을 '충격' 개념으로 해석한다.

본 연구에서는 기존의 모형 중에 충격의 개념을 최초로 공통원인고장 분석에 사용하여 지금까지 널리 사용되고 있는 모형인 BFR 모형을 근거로 하여 누적 충격 모형을 설정하였다. BFR 모형은 공통원인고장에 대한 물리적 이해의 설득력과 모수가 적다는 적용의 편이성 때문에 여러 PSA 연구보고서에서 많이 사용되어온 모형이다.

본 연구에서는 충격의 수가 증가함에 따라 컴포넌트의 고장확률이 증가한다고 가정한다. 공통원인에 영향을 받는 부품의 수를  $m$  이라 할 때, BFR 모형을 확대 적용하여  $k$  번째 충격시 고장 발생확률을  $g(k)$  라 하면, 이 때 고장이 발생하는 총 컴포넌트개수  $x_k$ 의 분포는 아래와 같이 이항분포를 따른다.

$$f_k(x_k) = \binom{m}{x_k} g(k)^{x_k} [1-g(k)]^{m-x_k} \quad (3)$$

본 연구에서는 다음과 같은 성질을 만족하는 누적 충격 고장확률  $g(k)$  를 대상으로 한다.

- [조건 1]  $g(k=1) = p$  (초기 조건부 고장확률)
- [조건 2]  $g(k)$ 는  $k$ 에 대한 단조 증가함수이다.
- [조건 3]  $k$ 가 증가할수록  $g(k)$ 는 1로 수렴한다.

이러한 성질을 만족하는 누적 충격 모형은 유일한 것이 아니며 여러 가지 유형이 가능하다. 본 연구에서는 다양한 형태의 누적 충격 모형을 설정하여 분석한 후 두 가지 유형의 누적 충격 고장확률을 다음과 같이 일반화하였다.

[유형 1]  $g(k) = p^{u(k;\alpha)}$ , ( $\alpha > 0$ ),  
 단  $u(k;\alpha)$ 는  $p$ 와는 독립적인 함수.

[유형 2]  $g(k) = 1 - (1-p)u(k;\alpha)$ , ( $\alpha > 0$ ),  
 단  $u(k;\alpha)$ 는  $p$ 와는 독립적인 함수.

다음으로 누적 충격 고장확률 생성함수  $u(k;\alpha)$ 에 대한 세 가지 모형을 다음과 같이 도출하였다.

[함수 1]  $u(k;\alpha) = k^{-\alpha}$ , (4)

[함수 2]  $u(k;\alpha) = \exp[-\alpha(k-1)]$ , (5)

[함수 3]  $u(k;\alpha) = [1 + \alpha \log(k)]^{-1}$ , (6)

위의 세 가지 함수를 각각의 고장확률 유형에 적용하면 총 6가지 모형이 도출되며, 각 모형은 다음과 같은 특성을 갖는다.

[모형 1-1] 다양한 형태의 위로 볼록(concave) 증가함수 형태를 나타낼 수 있다.

[모형 1-2] 다양한 형태의 위로 S-자형 증가함수 형태를 나타낼 수 있다.

[모형 1-3] 초반에 증가폭이 크고 후반에는 증가폭이 감소하는 위로 볼록(concave) 증가함수 형태를 나타낼 수 있다.

[모형 2-1] 초반에 급격히 증가하고 후반에는 거의 일정한 위로 볼록(concave) 증가함수 형태를 나타낼 수 있다.

[모형 2-2] 초반에 일정하게 증가하고 후반에는 증가폭이 감소하는 위로 볼록(concave) 증가함수 형태를 나타낼 수 있다.

[모형 2-3] 초반에 매우 급격히 증가하고 후반에는 거의 일정한 위로 볼록(concave) 증가함수 형태를 나타낼 수 있다.

### 3. 누적 충격 모형의 모수 추정

주어진 공통원인고장 자료로부터 앞서 설정된 누적 충격 모형의 모수인 고장확률  $p$ 와 충격모수  $\alpha$ 를 추정한다. 전체 충격회수가 주어지지 않은 경우에는 충격횟수  $n$ 을 추가로 추정한다. 수집된 불완전 자료로부터 가능한 한 정확한 모수를 추정하기 위하여 본 연구에서는 2단계 EM 알고리즘을 이용한 모수추정 절차를 적용하였다.  $n$ 을 변화시켜 가면서 우도함수를 최대로 하는  $(p, \alpha)$ 와  $n$ 을 구하는 것이 2단계 EM 알고리즘의 착안점이다.

### 3.1 누적 충격 모형의 완전자료 최우추정량

발생한 전체 충격회수를  $n$ 이라하고, 총  $n$ 회의 충격으로부터 발생한 컴포넌트 고장 개수를  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 라 하자.  $n$ 과  $\mathbf{x}$ 가 모두 관측되었다면 이는 완전자료가 되며, 이때의 우도함수는 다음과 같다.

$$L(p, \alpha) = \prod_{k=1}^n \binom{m}{x_k} g(k)^{x_k} (1-g(k))^{m-x_k} \quad (7)$$

따라서 완전자료의 대수우도함수는 다음과 같다.

$$\mathcal{L}(p, \alpha) = \sum_{k=1}^n \left[ \log \binom{m}{x_k} + x_k \log [g(k)] + (m-x_k) \log [(1-g(k))] \right] \quad (8)$$

따라서 유형 1과 유형 2에서의 대수우도함수는 각각 다음과 같이 유도된다.

[유형 1]

$$\mathcal{L}(p, \alpha) = \sum_{k=1}^n \left[ \log \binom{m}{x_k} + x_k u(k; \alpha) \log(p) + (m-x_k) \log[(1-p^{u(k; \alpha)})] \right] \quad (9)$$

[유형 2]

$$\mathcal{L}(p, \alpha) = \sum_{k=1}^n \left[ \log \binom{m}{x_k} + x_k \log[1-(1-p)u(k; \alpha)] + (m-x_k) [\log(1-p) + \log(u(k; \alpha))] \right] \quad (10)$$

위의 식을 모수  $p$ 와  $\alpha$ 에 대하여 각각 편미분하여 우도방정식을 구하면 다음과 같다.

[유형 1]

$$\sum_{k=1}^n \left[ \frac{u(k; \alpha)(x_k - m p^{u(k; \alpha)})}{1 - p^{u(k; \alpha)}} \right] = 0 \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^n \left[ \frac{u'(k; \alpha)[x_k - m p^{u(k; \alpha)}]}{1 - p^{u(k; \alpha)}} \right] = 0 \quad (12)$$

[유형 2]

$$\sum_{k=1}^n \left[ \frac{x_k u(k; \alpha)}{1 - (1-p)u(k; \alpha)} \right] = mn \quad (13)$$

$$\sum_{k=1}^n \frac{u'(k; \alpha)}{u(k; \alpha)} \left[ \frac{x_k}{1 - (1-p)u(k; \alpha)} - m \right] = 0 \quad (14)$$

단,  $u'(k) \equiv \frac{du(k; \alpha)}{d\alpha}$  로서 각 고장확률 생성함수 형태에 따라 다음과 같이 계산된다.

$$[\text{함수 1}] \quad u'(k; \alpha) = -k^\alpha \ln(k) \quad (15)$$

$$[\text{함수 2}] \quad u'(k; \alpha) = -(k-1)e^{-\alpha(k-1)} \quad (16)$$

$$[\text{함수 3}] \quad u'(k; \alpha) = [1 + \alpha \log(k)]^{-2} [-\ln(k)] \quad (17)$$

### 3.2 누적 충격 모형의 불완전자료 최우추정량

총 충격 발생회수  $n$ 이 관측되었더라도, 발생하지 않은 고장, 즉  $x_k = 0$ 인 자료가 기록되지 않은 경우에는 불완전 자료가 된다. 이때의 관측 자료를  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_{n^+})$ 라 하면  $n^+ \leq n$ 이며 모든  $y_k > 0$ 이다.

예를 들면, 4중 병렬 시스템에서 실제로는 충격이 6회 발생했으며 이때 고장난 컴포넌트의 수가 0, 1, 0, 3, 2, 4라고 하자. 그러나 우리에게 주어지는 자료는 총 고장 횟수가 4이고 각 경우 고장난 컴포넌트의 수는 1, 3, 2, 4라는 것뿐이다. 따라서 누적 충격 모형의 모수 추정을 위해서는  $n, n^+$ 와 하나 이상의 고장이 발생한 경우에만 관측되는  $y_k$ 로부터  $x_k$ 의 값을 유추해야 하는 어려움이 있다. 앞의 예에서  $n = 6, n^+ = 4$ 이므로 두 개의 0의 위치에 따라 다음과 같은 15개 경우의 수를 고려해야 한다.

$$\begin{aligned} & (0,0,1,3,2,4), (0,1,0,3,2,4), (0,1,3,0,2,4), \\ & (0,1,3,2,0,4), (0,1,3,2,4,0), \\ & (1,0,0,3,2,4), (1,0,3,0,2,4), (1,0,3,2,0,4), \\ & (1,0,3,2,4,0), (1,3,0,0,2,4), \\ & (1,3,0,2,0,4), (1,3,0,2,4,0), (1,3,2,0,0,4), \\ & (1,3,2,0,4,0), (1,3,2,4,0,0) \end{aligned}$$

이러한 불완전 자료로부터  $p, \alpha$  등의 모수에 대한 최우추정량을 구하기 위하여 EM 알고리즘을 적용한 2단계 추정 절차를 개발하였다. EM 알고리즘의 원리는 불완전자료( $\mathbf{y}$ )와 초기 모수 추정치( $\theta_0$ )가 주어진 경우 완전자료 우도함수의 기댓값을 구하고, 이를 최대화하는 단계를 반복함으로써 MLE를 찾아가는 것이다.

#### 3.2.1 완전자료 대수우도함수의 조건부 기댓값

불완전자료( $\mathbf{y}$ )와 초기 모수 추정치( $\theta_0$ )가 주어진 경우 완전자료 우도함수의 기댓값을 [유형 1]에 대하여 구하면 다음과 같다.

$$E[\mathcal{L}(p, \alpha) | \mathbf{y}, \theta_0] = \sum_{k=1}^n E[\log \binom{m}{x_k} | \mathbf{y}, \theta_0]$$

$$\begin{aligned}
 & + \log(p) \sum_{k=1}^n E[x_k | \mathbf{y}, \theta_0] u(k; \alpha) \\
 & + \sum_{k=1}^n E[(m - x_k) \log(1 - p^{u(k; \alpha)}) | \mathbf{y}, \theta_0] \quad (18)
 \end{aligned}$$

단, 관측 자료  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , 초기 모수 추정치  $\theta_0 = (p_0, \alpha_0)$  등을 나타낸다.

위 식에서 첫 번째 항은 미지의 모수  $p, \alpha$  등에 영향을 받지 않으므로 편미분하면 사라진다. 편의상 조건  $(\mathbf{y}, \theta_0)$ 을  $(\cdot)$ 으로 나타내고 식 (18)을 최대화하는 1차 조건식을 구하면 다음과 같다.

$$\sum_{k=1}^n \left[ \frac{u(k; \alpha)(E[x_k | \cdot] - mp^{u(k; \alpha)})}{1 - p^{u(k; \alpha)}} \right] = 0 \quad (19)$$

$$\sum_{k=1}^n \left[ \frac{u'(k; \alpha)(E[x_k | \cdot] - mp^{u(k; \alpha)})}{1 - p^{u(k; \alpha)}} \right] = 0 \quad (20)$$

따라서 추정 절차의 핵심은 조건부 기댓값  $E[x_k | \mathbf{y}, \theta_0]$ 를 구하는 것이다. 위의 식에서 모수를 추정할 경우  $x_k$ 의 조건부 기댓값  $E[x_k | \mathbf{y}, \theta_0]$ 는 우리가 알고 있는 관측 고장 부품수인  $y_i$ 와 관측된 고장의 총 수인  $n^+$ 를 가지고 실제 총 충격 횟수인  $n$ 을 이용하여 구한다. 실제 충격의 총 수가  $n$ 이고 관측된 고장의 총 수가  $n^+$ 인 경우에 대하여  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 의 기댓값을 구하는 알고리즘을 다음과 같이 도출한다.

### 3.2.2 완전자료의 조건부 기댓값을 구하는 알고리즘

[단계 1]  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 에 대한 모든 경우의 수를 구한다. 단, 경우의 수  $L = {}_n C_{n^+}$ 가 된다.

[단계 2] 각  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 에 대한 상대적 조건부 확률을 다음과 같이 계산한다.

$$rp(\mathbf{x}) = \prod_{k=1}^n g(k)^{x_k} [1 - g(k)]^{m - x_k} \quad (21)$$

이 때  $g(k)$ 는 모형에 따라 달라지며,  $\prod_{k=1}^n g(k) = \prod_{k=1}^n g(k)$ 로서 모든 경우에 대해 동일하므로 계산할 필요가 없다.

[단계 3] 모든 경우에 대한 상대적 조건부 확률을 정규화(normalization)하여 다음과 같이 조건부 확률을 계산한다.

$$cp(\mathbf{x}) = rp(\mathbf{x}) / \sum_{\mathbf{x}} rp(\mathbf{x}) \quad (22)$$

[단계 4] 각  $x_k$ 의 조건부 기댓값을 다음과 같이 계산한다.

$$E[x_k | \cdot] = \sum_{\mathbf{x}} x_k cp(\mathbf{x}) \quad (23)$$

## 3.3 총 충격 발생횟수를 모르는 경우

총 충격 발생횟수  $n$ 을 모르는 경우에는  $n$ 에 대하여 반복적으로 앞에서의 절차를 적용하여 해를 구하여, 만약 구해진 우도함수의 기댓값이 이전의 기댓값보다 크면  $n$  값을 1 만큼 증가시키고 새로운 MLE와 대수우도 기댓값을 구하고 비교하는 절차를 반복한다. 만약 기댓값이 커지지 않는 경우에는 이러한 추정 절차가 끝나게 된다. 위와 같이  $(p, \alpha)$ 와  $n$ 에 대해서 이중 구조를 가진 EM 알고리즘을 적용한다.

## 4. 공통원인고장을 고려한 시스템 신뢰도 평가

### 4.1 완전자료에 대한 모의실험

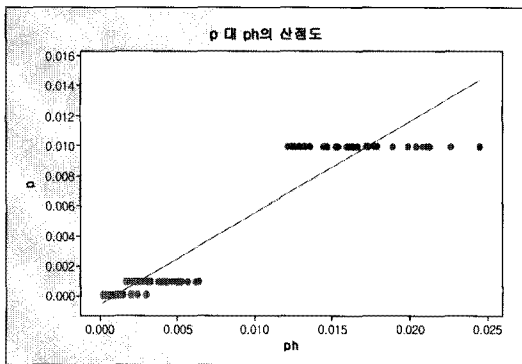
먼저 완전자료가 주어진 경우, 각 모형에 대하여 다양한 상황 하에서 모의실험을 수행하여 추정의 정확도와 정밀도를 고찰하였다. 다음과 같이 입력모수를 설정하고, 각각에 대하여 1000회씩 모의실험을 수행하였다.

- ① 시스템 트레인 수( $m$ ) : 4, 6, 8
  - ② 초기고장확률( $p$ ) : 0.0001, 0.001, 0.01
  - ③ 충격횟수( $n$ ) : 20, 50, 100, 200
  - ④ 형상모수( $\alpha$ ) : 모형 별로 다음과 같이 설정
- [모형 1-1] 0.5, 1.0, 1.5
  - [모형 1-2] 0.05, 0.1, 0.15
  - [모형 1-3] 1, 3, 5
  - [모형 2-1] 0.2, 0.5, 1.0
  - [모형 2-2] 0.01, 0.05, 0.1
  - [모형 2-3] 0.5, 1.0, 2.0

모의실험에서 나타난 공통적인 특징은 CCF 자료의 수  $n$ 이 클수록 형상모수  $\alpha$ 와 초기고장확률  $p$ 에 대한 추정의 정확도 및 정밀도가 모두 증가한다는 점이다. 이는 추정량이 일관성(consistency)을 갖는다는 것을 시사한다. 또한 초기고장확률  $p$ 가 작을수록 추정의 상대적 편이가 크게 나타나며,  $p$ 는 과대평가되는 경향이

있다(<그림 2>). 시스템 트레인 수가 클수록 이러한 상대적 편이는 감소하는데, 이는 고장개수의 증가로 정보량이 커지기 때문인 것으로 해석된다. 그러나 대부분의 경우, 초기고장확률  $p$ 에 대한 추정은 매우 부정확한 것으로 나타났다. 이는 CCF 자료의 수가 증가하더라도 초기고장확률에 대한 정보량은 거의 증가하지 않기 때문인 것으로 사료된다.

주어진 모수값  $m$ ,  $n$  등과 추정된  $\hat{\alpha}$ ,  $\hat{p}$ 를 통하여 참값  $p$ 에 보다 근접한 추정치를 구하기 위해 단순선형 회귀분석을 수행한 결과, 보다 근접한 추정값을 얻을 수 있었다(<그림 3>).

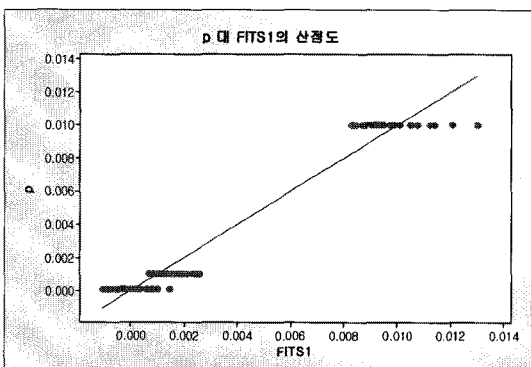


<그림 2> 모형 1-1 초기확률 추정 결과

일례로서 [모형 1-1]의 초기확률 추정치에 대한 회귀 보정식은 다음과 같다.

$$p = -0.00245 + 0.000350m + 0.000007n - 0.00103\hat{\alpha} + 0.636\hat{p}$$

<그림 3>에 나타난 바와 같이 초기 고장확률을 보정한 후에는 추정의 편이가 많이 줄어들었음을 알 수 있다.

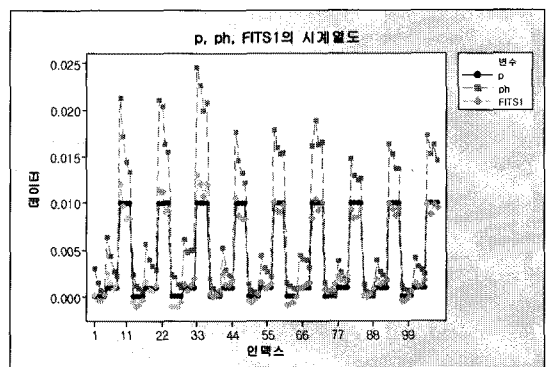


<그림 3> 모형 1-1 초기확률 보정 결과

<그림 4>를 살펴보면 초기확률 추정치가 참값에 근접하게 보정됨을 알 수 있다. 그림에서  $p$ 는 초기확률의 참값,  $ph$ 는 최우추정치, FITS1은 회귀식으로 적합시킨 값을 각각 나타낸다. 따라서 참값에서 상당히 벗어난 최우추정치들이 회귀식 보정을 통해 참값에 가까워짐을 알 수 있다.

이상의 모의실험을 통하여 얻은 결과는 다음과 같다.

- ① 대부분의 모형에서 표본크기가 증가할수록 추정의 정밀도와 정확도가 향상되었다.
- ② 대부분의 모형에서 형상모수는 정확도와 정밀도 모두 만족스럽게 추정되었으나, 초기고장확률은 매우 부정확하게 추정되는 경향이 있다. 이는 시스템 가동 초기에 고장이 발생하지 않으므로 초기 고장확률에 대한 정보가 고장데이터에 나타나지 않기 때문인 것으로 판단된다.
- ③ 따라서 초기고장확률은 별도의 CCF 데이터로부터 추정하거나 회귀식을 통하여 보정할 필요가 있다.
- ④ 추정의 정확성과 정밀도를 향상시키기 위해서는 유사한 다수의 시스템 고장자료를 사용할 필요가 있다.
- ⑤ 완전자료의 경우에도 추정의 정확성에 문제가 있으므로, 불완전 자료의 경우, 추정상의 어려움이 예상된다. 따라서 초기고장확률을 알거나, 적어도 형상모수 값을 아는 경우에만 추정치가 의미를 갖게 될 것이다.



<그림 4> 모형 1-1 초기확률 추정치에 대한 시계열 그림

#### 4.2 불완전 자료에 대한 모의실험

각각의 모형에 대하여 전형적인 CCF 데이터를 발생시켜 2단계 알고리즘을 통하여 추정한 결과는 다음과

같다. 여기서 전형적인 CCF 데이터란 주어진 입력 모수값에 대하여 10,000회의 데이터를 발생시켰을 때 가장 많이 나타나는 데이터를 의미한다. 이와 같이 대표성이 있는 데이터를 사용하지 않으면, 매우 벗어난 결과를 얻기 때문이다. 관측 데이터는 전형적인 CCF 데이터에서 고장이 발생하지 않은 0들을 제외한 데이터를 나타낸다. 지면의 제약상 두 가지 결과만 소개하면 다음과 같다.

[모형 1-1]

$$m = 8.00, \alpha = 1.50, p = 0.001, n = 10$$

▶ 완전자료 추정 결과 ( $\hat{\mathcal{L}} = -10.863683$ )

$$n = 10, \hat{p} = 0.00197749, \hat{\alpha} = 1.419372,$$

▶ 불완전자료 추정 결과 ( $\hat{\mathcal{L}} = -10.936013$ )

$$n = 10, \hat{p} = 0.00122905, \hat{\alpha} = 1.464732$$

[모형 1-2]

$$m = 8.00, \alpha = 0.50, p = 0.001, n = 20$$

▶ 완전자료 추정 결과 ( $\hat{\mathcal{L}} = -10.261543$ )

$$n = 20, \hat{p} = 0.00080439, \hat{\alpha} = 0.523552$$

▶ 불완전자료 추정 결과 ( $\hat{\mathcal{L}} = -10.115527$ )

$$n = 18, \hat{p} = 0.09492704, \hat{\alpha} = 0.507690$$

이상의 추정결과를 분석하여 얻은 결론은 다음과 같다.

- ① 충격발생회수를 정확히 맞추지 못하는 경우가 빈번하지만, 이는 알고리즘의 문제라기보다는 고장 데이터 자체의 문제인 것으로 해석된다. 그 이유는 충격발생회수의 참값에서 불완전데이터의 추정 결과가 완전데이터의 추정결과와 거의 일치하고 있기 때문이다.
- ② 관측데이터에 고장의 경향이 충분히 나타나있지 않은 경우 부정확한 추정결과를 초래한다.
- ③ 트레인수가 큰 시스템에서의 추정결과가 더 정확한 경향을 보였는데, 이는 트레인수가 클수록 관측데이터에 고장의 경향이 충분히 나타날 가능성이 높기 때문이다.
- ④ 일반적으로 충격발생회수가 클수록 추정결과가 더 정확한 경우가 많았다. 데이터의 정보량이 증가하기 때문이다.
- ⑤ 모형별로는 초기고장이 적은 모형 1-2와 모형 2-2에서의 추정결과가 가장 부정확했다. 한정된 충격회수에서 발생할 수 있는 고장이 적기 때문인 것으로 판단된다.
- ⑥ 별도의 고장데이터로부터 초기고장확률을 정확히

추정할 수 있다면, 보다 정확한 모형 추정이 가능할 것이다.

### 4.3 충격누적 현상을 고려한 신뢰도 평가

본 절에서는 평균적인 고장확률을 계산하여 BFR 모형을 적용한 경우의 시스템 신뢰도와 누적 충격모형에 기초한 시스템 신뢰도를 비교함으로써, 각 모형의 시간에 따른 시스템 열화 특성을 살펴본다.

시스템 트레인 수는 각각  $m = 4, 6$ 으로 설정하고, CCF 데이터는 각각  $n = 20, 50, 100, 200$  등에서 평균 고장확률  $\bar{p}$ 를 계산한 경우를 살펴보았다. 초기 고장확률  $p = 0.0001$ 로 고정시키고, 각 모형에서 고려한 형상모수  $\alpha$  값은 다음과 같다.

[모형 1-1]  $\alpha = 0.25, 0.3$

[모형 1-2]  $\alpha = 0.007, 0.008$

[모형 1-3]  $\alpha = 0.6, 0.8$

[모형 2-1]  $\alpha = 0.02, 0.03$

[모형 2-2]  $\alpha = 0.0005, 0.001$

[모형 2-3]  $\alpha = 0.03, 0.04$

각 모형에 누적 충격모형을 적용한 시스템 신뢰도의 추이는 <그림 5> ~ <그림 10>과 같다.

일예로, 모형 1-1에서 첫 번째 경우( $m = 4, \alpha = 0.25$ )를 살펴보면, 20회의 충격으로부터 발생한 고장 데이터로부터 조건부 고장확률을 평균적으로 계산하면  $\bar{p} = \sum_{k=1}^{20} (0.0001 \times k^{-0.25}) = 0.0061$ .

이로부터 시스템 비가용도를 계산하면 아래와 같이 매우 낮은 값을 얻게 된다.

$$Q_{sys} = Q_4 + 4Q_3Q_1 + 3Q_2^2 + Q_1^4 = 5.68 \times 10^{-7}$$

단,  $Q_x = \binom{m}{x} \bar{p}^x (1 - \bar{p})^{m-x}, (x = 1, 2, 3, 4)$ .

반면, 200회의 충격으로부터 발생한 고장 데이터로부터 조건부 고장확률을 평균적으로 계산하면 아래와 같이 증가한다.

$$\bar{p} = \sum_{k=1}^{200} (0.0001 \times k^{-0.25}) = 0.0507$$

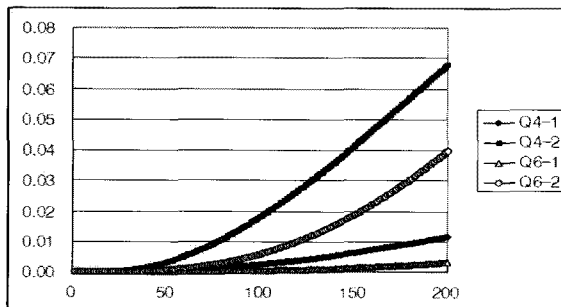
이로부터 시스템 비가용도를 계산하면  $Q_{sys} = 0.00184$ 로 다소 증가한다. 그러나 <그림 5>에서 보는 바와 같이 (Q4-1) 200회 충격 발생시점의 시스템 비가용도는 0.01을 상회하여 평균 고장확률로부터 계산된 값보다

5배 이상의 큰 차이를 갖는다. 즉, 충격에 따른 시스템 열화 상태를 반영하지 않는다면 많은 횟수의 충격이 발생한 시점에서 시스템 비가용도를 매우 낮게 평가할 위험이 도사리고 있는 것이다. 이러한 현상은 모든 모형에 대하여 공통적으로 나타나고 있다.

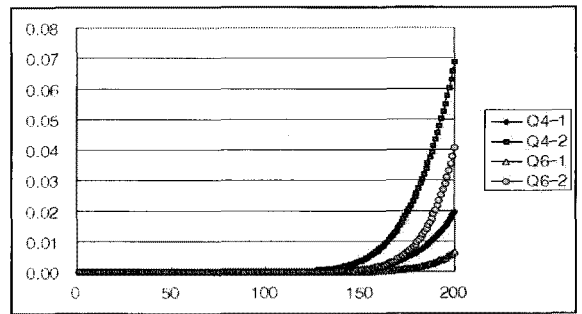
모형 1-2에서는 이러한 현상이 더욱 심화되어 나타난다. 첫 번째 경우( $m=4, \alpha=0.007$ )를 살펴보면, 20회의 충격으로부터 발생한 고장 데이터로부터 조건부 고장확률을 평균적으로 추정하면  $\bar{p}=0.0002$ 이 되며, 이로부터 시스템 비가용도를 계산하면  $Q_{sys}=5.65 \times 10^{-13}$ 으로 매우 낮은 값을 얻게 된다. 반면, 200회의 충격으로부터 발생한 고장 데이터로부터 조건부 고장확률을 평균적으로 추정하면  $\bar{p}=0.0239$ 이 되며, 이로부터 시스템 비가용도를 계산하면  $Q_{sys}=0.000572$ 으로 상당히 증가한다. 그러나 <그림 6>에서 보는 바와 같이 (Q4-1) 200회 충격 발생시점의 시스템 비가용도는 약 0.07이므로 평균 고장확률로부터 계산된 값보다 100배 이상의 큰 차이를 갖는다. 모형 2에 따르면 100회 이상의 충격이 발생한 시점에서 시스템 정비나 교체 등을 고려해야 할 것이다.

4중 병렬 시스템에서 200회 충격 발생 기준(Q4-2)으로 평균적으로 추정한 시스템 비가용도와 충격누적 모형으로부터 추정된 시스템 비가용도는 최대 다음과 같은 차이를 나타낸다.

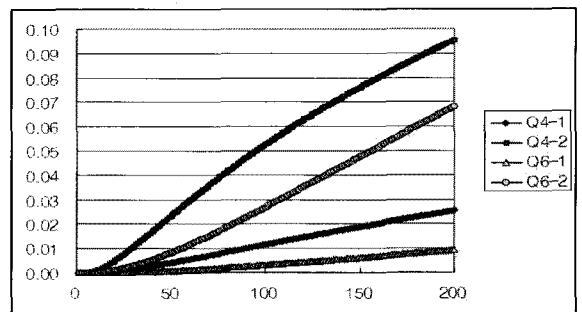
- [모형 1-1] 0.014 : 0.069  $\approx$  1 : 5
- [모형 1-2] 0.000572 : 0.07  $\approx$  1 : 122
- [모형 1-3] 0.0402 : 0.095  $\approx$  1 : 2.4
- [모형 2-1] 0.0341 : 0.06  $\approx$  1 : 1.8
- [모형 2-2] 0.0149 : 0.11  $\approx$  1 : 7.4
- [모형 2-3] 0.06 : 0.1  $\approx$  1 : 1.7



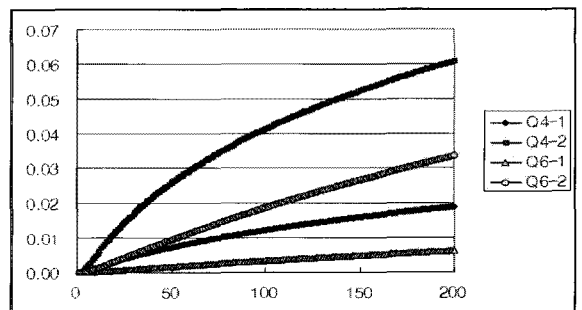
<그림 5> 모형 1-1에 대한 누적 충격모형의 시스템 비가용도 추이



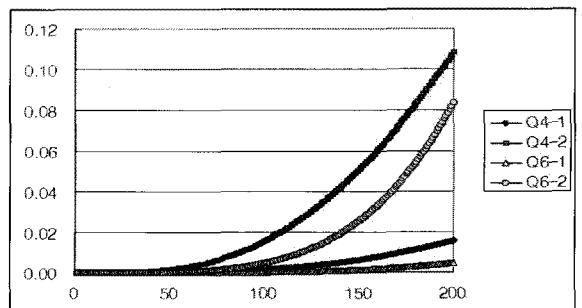
<그림 6> 모형 1-2에 대한 누적 충격모형의 시스템 비가용도 추이



<그림 7> 모형 1-3에 대한 누적 충격모형의 시스템 비가용도 추이

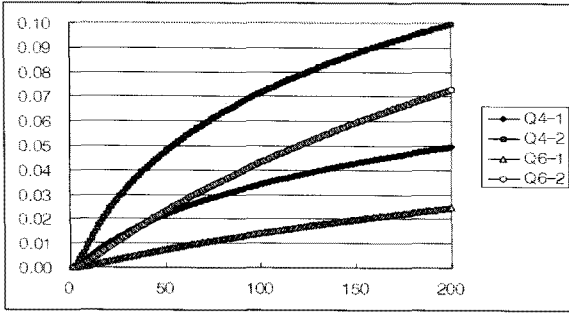


<그림 8> 모형 2-1에 대한 누적 충격모형의 시스템 비가용도 추이



<그림 9> 모형 2-2에 대한 누적 충격모형의 시스템 비가용도 추이





<그림 10> 모형 2-3에 대한 누적 충격모형의 시스템 비가용도 추이

### 5. 결 론

이상의 분석을 통하여 얻은 결론은 다음과 같다.

첫째, 평균적인 고장확률을 사용한 CCF 모형으로부터 계산한 시스템 비가용도와 충격누적현상을 고려하여 계산한 시스템 비가용도와는 충격이 진행되는 후반기로 갈수록 큰 차이를 나타낸다. 즉, 사용연수가 길거나 노화현상이 빠른 시스템일수록 충격누적현상을 고려해야 할 필요성이 증대한다.

둘째, 소수의 고장자료로부터 평균적인 고장확률을 추정하는 경우, 시스템 비가용도에 대한 과소평가 현상이 더욱 심화된다. 이는 충격누적현상이 존재하는 시스템에 대하여 충분히 긴 기간 동안 관측된 데이터를 확보하는 일이 중요함을 시사한다.

셋째, 충분히 많은 고장자료로부터 평균적인 고장확률을 추정하였다 하더라도 시스템 비가용도에 대한 과소평가 현상을 피할 수는 없다. 지수적으로 증가하는 모형 1-2의 경우, 200회 충격 발생시점에서 100배 이상의 시스템 비가용도 차이를 보일 수 있다.

넷째, 누적 충격 현상을 정확히 반영하면 시스템 정비시점이나 교체시점을 결정하는데 유용하게 사용할 수 있다. 후후 누적 충격 모형에 기초한 예방정비 모형에 대한 연구가 기대된다.

### 참고문헌

[1] 백장현, 서재영, 나만균(2005), "2단계 EM 알고리즘을

이용한 공통원인 고장 분석", 「한국경영과학회지」, 30권 2호, pp. 63-71.

[2] Apostolakis, G. and Moieni, P.(1987) "The Foundations of Models of Dependence in PSA," *Reliability Engineering*, Vol. 18, pp.177-195.

[3] Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B.(1977) "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 39, pp.1-22.

[4] Edison(1981), *Zion Probabilistic Safety Study*.

[5] Evans, M.G., Parry, G.W. and Wreathall, J.(1983), "On The Treatment of Common Cause Failures in Systems Analysis," *Reliability Engineering*, Vol. 9, No.2, pp. 125-136.

[6] Fleming, K. N.(1975), "A Reliability Model for Common Mode Failures in Redundant Safety Systems," *Proceeding of the 6-th Annual Pittsburgh Conference on Modeling and Simulation, General Atomic Report GA-A13284*, pp. 23-25.

[7] Garrick(1983), *Seabrook Station Probabilistic Safety Study*, PL&G, PLG-0300, Public Service Co. of New Hampshire and Yankee Atomic Electric Company.

[8] Moody, J.H. and Follen, S.M.(1985), "Common Cause Modeling of Reactor Trip Breaker Configuration," *ANS/ENS Int'l Topical Meeting on Probabilistic Safety Methods and Applications*, Vol.3.

[9] Mosleh, A. and Siu, N.O.(1987), "A Multi-Parameter, Event-Based Common-Cause Failure Model," *Proc. of the 9th Int'l Conference on Structural Mechanics in Reactor Technology*

[10] Mosleh, A.(1989), *Procedures for Treating Common Cause Failures in Safety and Reliability Studies, Procedural Framework and Examples*, NUREG/CR-4780, EPRI NP-5613, Vol. 1, Vol.2

[11] Picard, Lowe and Garrick(1983), *Preliminary Review of the Ringhals 2 Probabilistic Safety Study*, Swedish Nuclear Power Inspectorate.

[12] Vaurio, J.K.(1999), "Common-Cause Failure Model, Data, Quantification," *IEEE Tran, Reliability*, Vol. 48 No.3, pp. 213-214.

[13] Vaurio, J.K.(1999), "Common-Cause Failure Model, Data, Quantification," *IEEE Tran, Reliability*, Vol. 48 No.3, pp. 213-214.