

국내 원자력발전소 사고 예측†

양 회 중*

Predicting Nuclear Power Plant Accidents in Korea†

Heejoong Yang*

Abstract

We develop a statistical model to describe nuclear power plant accidents and predict time to next accident of various levels. We adopt Bayesian approach to obtain posterior and predictive distributions for the time to next accident. We also derive an approximation method to solve many dimensional numerical integration problems that we often encounter in a Bayesian approach. We introduce Influence Diagrams in modeling, and parameter updating, thereby the dependency or independency among model parameters are clearly shown. Also Separable Updating Theorem is utilized to easily obtain the posterior distributions.

1. 서 론

원자력 발전소는 대규모의 복잡한 인간-기계 시스템으로 간주될 수 있으며 안전성이 무엇보다도 중시되기 때문에 상당수의 stand-by 시스템 혹은 parallel시스템이 배치되어 시스템 신뢰도를 높이고 있다. 그러나 역시 사고의 확률은 존재하고 있고 일단 사고가 발생하면 주변에서 종종 일어나고 있는 교통사고나 공장안전사고에 비해 훨씬 더 비판적인 시각으로 분석 될 것이다. 원자력발전이 에너지 창출의 유일한 수단은 아니라는 점에서 원자력 발전소사고가 원자력 발

전 반대 여론의 날카로운 공격대상이 될수도 있다. 따라서 국내 원자력 발전소 운행에 있어서도 안전성에 대해 정성적인 분석보다는 보다 과학적인 정량적 분석이 필요하다.

본 논문에서는 국내 발전소 사고 자료를 분석하여 사고의 발생률 및 사고가 보다 치명적인 사고로 발전해가는 확률을 추정, 예측할수 있는 통계적 모형을 구축하고 추후 여러 유형의 사고가 발생할때까지의 시간에 대한 분포를 예측하는 기법 개발에 중점을 둔다.

2. 기존 방식의 문제점

원자력 발전소 사고 예측에 관한 문제는 1975년 Rasmussen의 WASH-1400 Nuclear Reac-

† 본 연구는 한국전력공사의 지원에 의하여 수행되었음.

* 청주대학교 이공대학 산업공학과

tor Safety Study 이후 상당한 관심이 주어지기 시작했다. 그 후 Groer(1984), Lewis(1978), Islam과 Lindgram(1986) 등이 이와 유사한 연구를 수행하였다. 그러나 이들 대부분의 연구 방향은 한가지 유형의 사고에 대한 분석, 즉 독립 모델분석에 중점을 두었으며, 사고예측치로서 점추정치를 구하는데 그쳤다. 또한 분석중 사용하는 그래픽 도구로서 Event Tree와 Fault Tree를 흔히 이용하고 있다. 그러나 이러한 방식에는 지적할만한 문제점을 안고 있어 아래 간략히 기술한다.

(1) 점추정 방식의 한계점

원자력 발전소 사고 예측의 문제는 대부분이 사고율 추정에 중점을 두고 있으며 사고율의 추정치로서 흔히 평균값($E[\lambda]$)을 사용하고 있다. 이는 다음번 사고까지의 시간을 평균사고율의 역수로써 가정하고 있음을 의미한다. 그러나 일반적으로 원자력 발전소에는 많은 safety backup 시스템이 parallel로 연결되어 사고의 확률을 낮추고 있으므로 이에 따른 사고율 분포의 형태를 보면 그 빈도가 사고율이 낮은쪽에 집중 되어 있고, 사고율이 높은 쪽으로는 긴 Tail을 갖는 치

우친 분포를 갖기 때문에 위의 가정에 의한 예측이 들어 맞기가 어렵다. 이와 같이 사고율을 점추정(Point-Estimation) 하는데에는 또 하나의 문제가 야기된다. 비록 올바른 추정치를 선택했다 하더라도 점추정치만으로는 발전소의 안전성 여부를 결정하기 어려운 경우가 종종 있다. 예를 들어 발전소 A와 B중 안전성을 고려하여 보다 안전한 발전소를 선택해야하는 경우를 생각해 보자. 그림 1(a)에서 보면 발전소 A의 평균사고율이 발전소 B의 평균사고율보다 낮으므로 두 발전소중 A를 선택하여야 한다는 결론을 내릴수 있다. 그러나 각 발전소의 사고율에 대한 불확실성을 고려하여 A와 B의 분포를 구하였을 때 그림 1(b)와 같은 결과가 얻어진다면 발전소 B는 허용한계 사고율을 넘을 가능성이 없으나 발전소 A에는 이러한 확률이 존재하므로 발전소 A는 신뢰성있는 시스템으로 받아들일수 없다는 상반된 결론에 도달하게 된다. 따라서 평균사고율 혹은 사고까지의 평균시간 등의 한 가지 점추정치로서 안전성을 대표할수 없으며 안전성에 중요한 요소가 되고 있는 분포 전체를 효과적인 방법으로 추정할 수 있어야 한다.

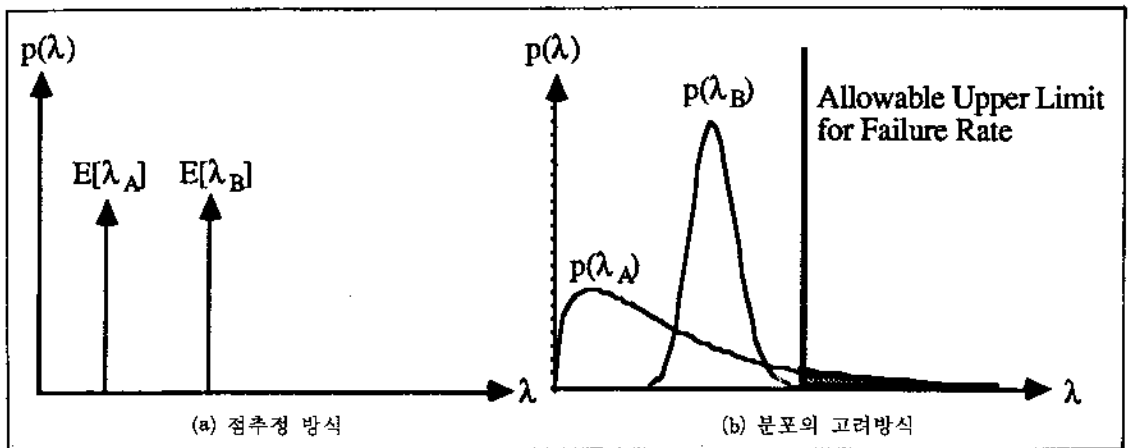


그림 1. 사고율에 대한 점추정 및 분포고려 방식의 비교

(2) Event Tree, Fault Tree를 이용한 분석 기법의 문제점

안전성 분석에서 사고 발생 및 확산경로 파악을 위해 흔히 사용되고 있는 기법으로 Event Tree와 Fault Tree분석을 들 수 있다. Event Tree는 어느 특정한 비 정상상태가 발생하면 후속 시스템의 작동 여부에 따라 어떠한 유형의 사고로 확산되는지를 가시적으로 파악할 수 있는 도구이다. Fault Tree는 어느 특정한 시스템의 고장이 발생하는데는 이를 구성하고 있는 구성품들의 "on", "off"상태가 어떠한 관계로 결부되어 영향을 미치고 있는지를 분석한다. 이러한 Event Tree나 Fault Tree 모두 초기 이상 상태가 어떻게 발생하는지, 또 이러한 상태가 어떤 경로를 따라 더욱 심각한 사고로 확산되는지를 한 눈에 파악할 수 있는 장점이 있다. 그러나 이들은 모델에 포함되어 있는 파라미터간의 독립 혹은 비 독립성에 대한 정보를 살을 수 없으며 각 파라미터에 영향을 미치고 있는 자료들이 어떠한 것인지 명확히 파악할 수 없다. 또한 자료가 입수되는대로 파라미터 보정을 하는데에도 어려움이 존재한다.

(3) 독립 모델(Independent Model) 의 문제점

Rasmussen, Groer, Lewis 등은 core-melt를 동반한 대형사고 예측에 중점을 두었으며 그 후 Lindgren, Chow 와 Oliver 등이 이보다는 약간 경미한 partial core-melt를 동반하는 중형 사고 예측에 관심을 보였다. 이외에도 사고 예측에 관한 많은 논문 및 보고서가 작성되었으나 이들 모두는 원자력 발전소 사고를 그 심각성에 따라 여러 유형으로 분류 하고 관심있는 유형의 사고 예측을 위해서는 동일범주에 속하는 자료만을 이용하였다. 사고를 크게 대형과 소형(high and low severity accident)으로 구분한다면 이들 모델은 대형과 소형사고 간의 연관성을 무시하고 예측이 이루어졌다. 대형사고 예측의 경우에는 관측기간 중 이 범주에 속하는 사고가 없을 가능성이 높다. 이 경우에는 대형사고의 위험이 점점 줄고 있다는 예측을 내릴수 있다. 반면 소형사고는 관측기간중 종종 발생할 가능성이 있으며 따라서 소형사고의 위험성은 점점 높아지고 있다는 예측이 나올수 있다. 따라서 그림 2(a),(b)와 같이 사고율의 사후 분포(posterior distribution)가 서로 반대방향으로 이동하는 모순된 결론에 도달하

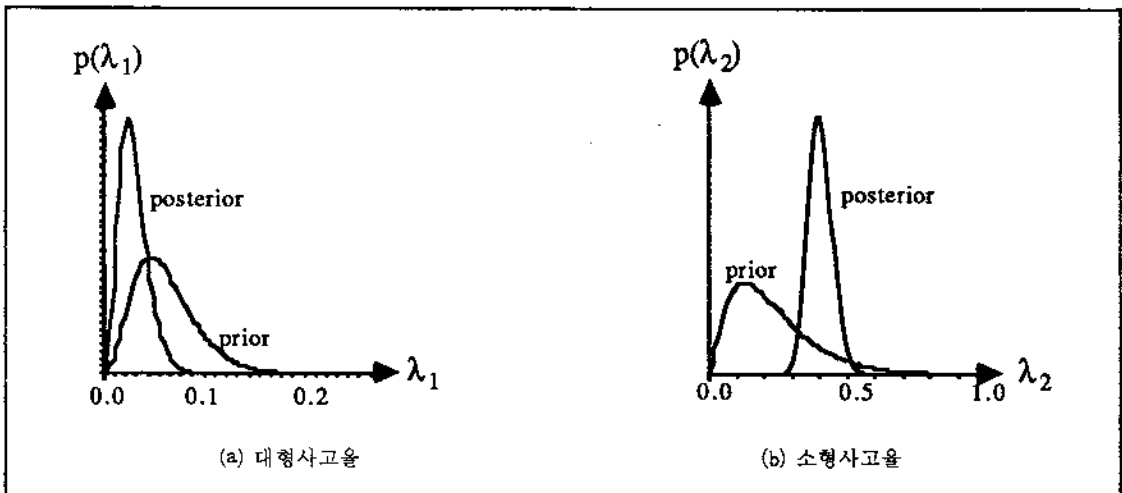


그림 2. 대형 및 소형사고율의 분포

게 된다. 이러한 모순은 각기 유형이 다른 사고를 서로 독립적으로 취급 한데서 기인되었으며 이를 보완하기 위해서는 서로 다른 유형의 사고 예측에도 그 연관성을 감안하여 적절한 정보를 서로 제공할수 있는 상호 의존적인 모델이 설정되어야한다.

3. Influence Diagram

위 section에서 Event Tree 와 Fault Tree를 이용한 분석기법의 한계성에 대해 간략히 설명한 바 있다. 이를 보완하기 위해 Event Tree 모델을 Influence Diagram으로 변형 분석할수 있다. 이 분석에 앞서 먼저 Influence Diagram에 대해 설명한다.

(1) Influence Diagram의 개요

Influence Diagram은 Howard 와 Matheson (1984)에 의해 컴퓨터를 이용한 모델형성의 그래픽 도구로서 개발되었으며 베이지안 통계방식에 그 기초를 두고 있다. Influence Diagram은 모델내 변수들간의 통계적 독립 혹은 비 독립관계를 분명히 표현할수있다.

Influence Diagram에서 원(circle)은 변수를 나타내며 원들을 연결하는 화살표(Arc)는 서로 통계적 의존성이 있을수 있음을 나타낸다. 따라서 원들간에 화살표로 연결되어 있지 않는 경우에는 변수들이 서로 독립임을 뜻한다. 그림 3에서 변수 X,Y,Z가 모델에 포함되어 있으며 Z는 X 와 Y에 직접영향을 미치는 직접선행자(immediate predecessor)이다. 따라서 결합확률분포 $P(x,y,z)$ 는 $P(z)P(x|z)P(y|z)$ 가 됨을 알수 있다. 또한 X 와 Y는 Z가 주어진 상태에서는 서로 독립이라는 조건부 독립상황을 명백히 볼수 있다. 예측의 관점에서 Influence Diagram을 이용하고자 할때 우리는 Influence Diagram의

Arc Reversal 이론과 Node Absorption이론을 응용할수 있다.

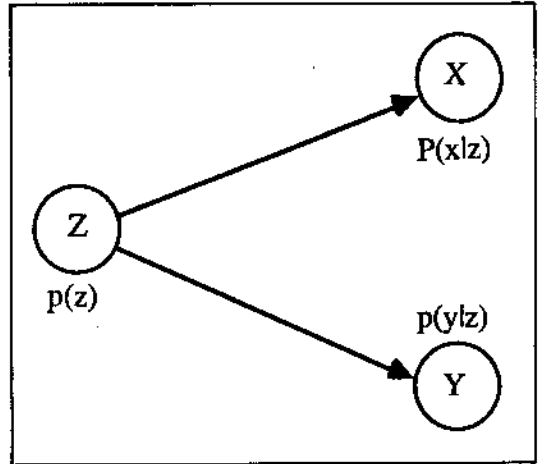


그림 3. 간단한 Influence Diagram의 예

(2) Arc Reversal

예를 들어 그림 4(a)에서 모델 파라미터 λ 는 (0,T)기간중의 사고수 $n(T)$ 에 영향을 미치고 있음을 나타낸다. 여기서 빗금친 원은 관측가능 변수를 뜻한다. 따라서 결합확률 분포 $P(\lambda, n(T))$ 는 사전분포(prior distribution) $P(\lambda)$ 와 likelihood $P(n(T) | \lambda)$ 의 곱으로 표시된다.

자료 $n(T)$ 를 입수한 후에는 파라미터 λ 에 대해 자료가 새로운 정보를 제공할수 있으며 따라서 화살표가 $n(T)$ 로 부터 λ 로 향하도록 그 방향이 바뀐다. 이 과정을 Arc Reversal이라 부르며 이제 λ 의 분포는 $n(T)$ 에 영향을 받으므로 $P(\lambda$

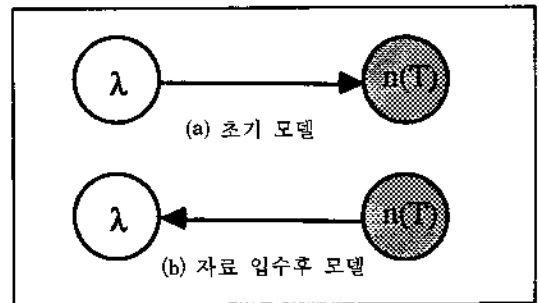


그림 4. Arc Reversal 개념도

$|n(T)$), 즉 사후 분포(posterior distribution)를 구하게 된다. 사후분포는 사전분포와 likelihood의 곱에 비례하므로

$$P(\lambda | n(T)) = c P(\lambda)P(n(T) | \lambda)$$

가 되고 여기서 $P(\lambda)$ 와 $P(n(T) | \lambda)$ 는 그림 4(a)에서 지정된 사전분포와 likelihood이므로 이를 이용해 사후분포가 쉽게 구해진다. 따라서 Influence Diagram에서 Arc Reversal은 Bayes Rule을 적용하는 것과 동일하다.

(3) Node Absorption

X를 미래사고까지의 시간을 나타내는 변수라 하자. 그러면 그림 4(a)의 모델은 그림 5(a)와 같이 확장된다.

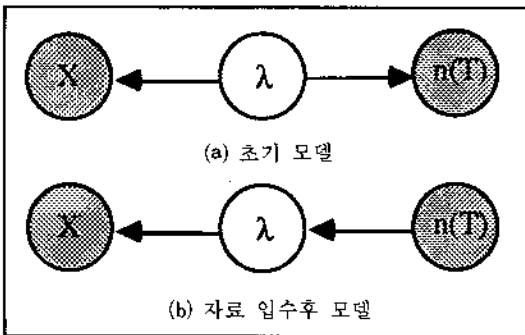


그림 5. 예측변수를 도입한 모델

자료 $n(T)$ 입수후 5(b)의 Arc Reversal 과정에서 λ 의 사후분포가 얻어지며 예측치 X의 분포는 관측불가능한 변수 λ 를 제거 함으로써 예측치가 $n(T)$ 에만 영향을 받도록 구해진다. 이를 Node Absorption과정이라 부르며 아래와 같은 적분소거 방식에 해당한다.

$$P(x | n(T)) = \int P(\lambda | n(T))P(x | \lambda) d\lambda$$

따라서 사고 예측을 하는데 있어서 관측불가능한 모델 파라미터의 추정방식을 지양하고 관측된 자료에 입각하여 예측치의 전체분포를 구함으로써

보다 정확한 예측이 가능하다. 또한 이러한 접근 방식은 자료가 입수되는대로 그 즉시 파라미터를 보정하고 이렇게 보정된 파라미터를 이용하여 예측치를 adaptive하게 보정해 갈 수 있으므로 시간이 지남에 따라 예측치에 대한 불확실성을 감소시켜 나갈수 있다.

4. 자료분석

원자력 발전에 관계된 대부분의 연구에서는 reactor-years(RYs)를 시간의 단위로 사용하고 있다.

그러나 reactor-years는 발전소 운영정지 기간을 고려하지 않고 있으므로 이 단위를 이용해서는 사고 예측이 빗나갈수 있다. 따라서 원자력 발전소 가동률을 고려하여 Effective reactor years(ERYs)의 개념을 도입하여 이를 시간의 단위로 이용한다. Effective reactor year는 reactor year에 원자력 발전소 가동률을 곱함으로써 구해진다. Effective reactor years를 이용함으로써 원자력 발전소 사고가 일어날수 있는 실제 운용시간만이 고려된다. 국내 원자력발전소의 reactor years 및 effective reactor years는 표 1과 같다. (1992년 원자력 발전 백서 인용)

본 연구에서는 사고를 그 심각성에 따라 경미한 사고, 중형 사고, 치명적 사고등 세가지로 분류한다. 이들은 아래와 같이 정의 된다.

- 치명적 사고 : 원자력 용해 혹은 원자력의 부분적 용해를 통해 reactor가 크게 손상을 입고 방사능 물질이 대기로 유출되는 사고
- 중형 사고 : 발전소내 지역및 작업자가 방사능에 오염이 되거나 발전소 최후 안전장치에 위협을 주는 사고

- 경미한 사고 : Loss of off site power, Loss of coolant accident 등 핵손상을 유발시킬 가능성이 있는 사고, 사고 확산 억제 시스템의 고장 및 운행정지를 유발시키는 이상상태

위의 분류에 따르면 국내에서는 방사능에 오염된 치명적사고 및 중형사고는 1건도 발생치 않았으며 모두 운행정지를 유발시킨 경미한 사고로 분류될 수 있다. 연도별 누적발생건수는 표 1에 표시되어 있다.

표 1. 국내 원자력 발전소의 누적 RY, ERY 및 사고수

연도	누적 RY	누적 ERY	누적 사고수
1978	1	0.651	17
79	2	1.399	30
80	3	2.194	38
81	4	2.890	45
82	5	3.678	49
83	8	5.996	67
84	11	8.202	83
85	15	11.579	113
86	21	16.518	146
87	28	22.560	172
88	36	28.327	185
89	45	35.077	198
90	54	42.420	216
91	63	50.135	240

원자력 발전소 사고를 위와 같이 크게 3등급으로 분류했을 경우 서로 다른 유형의 사고도 상호간에 영향을 미칠수 있는 정보를 내포하고 있으므로 이 정보를 이용하기 위해 아래와 같이 새로운 분류를 한다.

Level 0 사고 : 총 사고(치명적 사고+중형 사고+경미한 사고)

Level 1 사고 : 치명적 사고+중형 사고

Level 2 사고 : 치명적 사고

이 분류에 의하면 Level i 사고는 Level j 사고, $j < i$, 의 Subset이 된다.

위의 분류에 의해 사고 1건은 2종류의 정보, 즉 사고수와 사고 유형을 제공하게 된다. 이러한 분류에 따라 이후 사용될 용어를 먼저 아래와 같이 정의한다.

T : effective reactor years

$n_j(T)$: (0,T)기간중 발생한 level j 사고의 수, $j = 0,1,2$

X_j : level j 사고가 추후 발생할때까지의 시간, $j = 0,1,2$

π_j : level j-1 에서 level j 사고로 발전하는 확률, $j=1,2$

$P(\lambda)$: λ 를 파라미터로 하는 포아송 분포

$\Gamma(\alpha, \beta)$: α, β 를 파라미터로 하는 감마 분포

$Be(a,b)$: a,b를 파라미터로 하는 베타 분포

5. 예측 모형

원자력 발전소 사고 예측을 위한 모델구축 시 앞에서 언급한 기존 방식의 문제점을 보완하는데 역점을 둔다. 즉 점 추정방식을 지양하고 베이저안 접근 방식으로 예측분포 전체를 추정할수 있도록하며 또한 경미한 사고자료만이 존재한다 하더라도 이러한 경미한 사고와 중형, 치명적 사고와의 연관성도 분석하여 이를 모델에 반영시켜 서로 유형이 다른 사고의 예측도 가능케하는 방법을 제시한다.

사고를 크게 3가지 유형으로 분류했을 경우 이러한 사고의 발생 및 확산을 나타내는 Event Tree는 아래 그림 6과 같다.

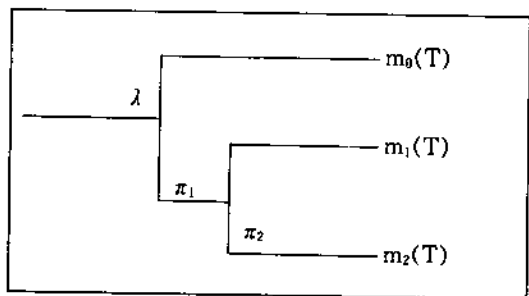


그림 6. 사고 발생 및 확산을 나타내는 Event Tree

$m_0(T)$, $m_1(T)$, $m_2(T)$ 는 (0, T)기간 동안의 경미한 사고, 중형 사고, 치명적 사고 수를 각각 나타낸다.

따라서 $n_2(T)$ 와 $n_1(T)$ 간에는

$$n_2(T) = m_2(T), n_1(T) = m_1(T) + m_2(T), n_0(T) = m_0(T) + m_1(T) + m_2(T)$$

의 관계가 성립한다.

그림 6의 Event Tree모형을 통계적으로 동일한 Influence Diagram으로 변형시키면 그림 7과 같다.

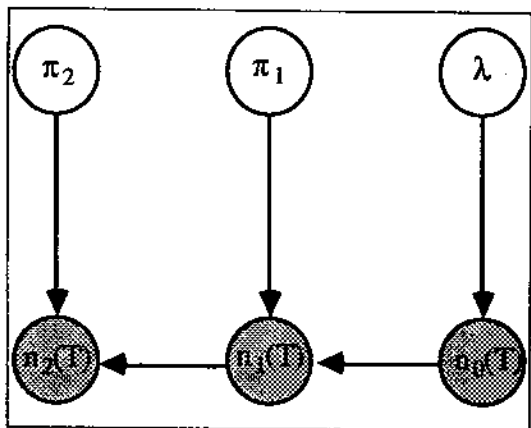


그림 7. 그림 6과 동일한 Influence Diagram

위 Influence Diagram에 Separable Updating

Theorem(R.M Oliver and H.J.Yang(1990))을 적용시키면 각 파라미터를 보정하기 위한 Sufficient Statistics를 구할수 있으며 이를 이용해 파라미터 별로 Sub-Influence Diagram을 작성해 자료가 입수되는 대로 파라미터의 adaptive한 보정이 가능하다. 계수 보정시 다시 말해 Influence Diagram에서 Arc reversal할때 Arc가 reverse되는 node들의 직접 선행 node만이 연관된다는 점을 이용하면 그림 7의 Influence Diagram은 각 파라미터별로 각각 새로이 그릴수 있다. 그 결과는 그림 8과 같다.

그림 8의 Influence Diagram은 예측 모델의 Sub-tree이며 자료가 입수되면 이자료에 입각해 모델 계수를 보정하는 Tree로 변형시켜야 한다. 이 과정이 Arc reversal이며 그 결과는 그림 9와 같다.

모델 파라미터의 사전분포가 서로 독립이면 파라미터간의 사후분포는 Separable Updating Theorem(R.M.Oliver and H.J. Yang(1990))에 구해지며 사후 분포 역시 서로 독립이 됨을 볼수 있다.

$$P(\lambda, \pi_1, \pi_2 | data) = P(\lambda | n_0(T))P(\pi_1 | n_1(T), n_0(T))P(\pi_2 | n_2(T), n_1(T))$$

Level j 사고 발생까지의 시간을 X_j 라 하면 이에 대한 분포는 관측불가능 변수 λ, π 를 적분 소거하고 관측된 자료에만 의존하도록 구해져야 한다.

$$P(X_j | data) = \iint P(X_j | \lambda, \pi) P(\lambda, \pi | data) d\lambda d\pi$$

윗 식에서 $P(X_j | \lambda, \pi)$ 는 likelihood 가정에 의해 $P(\lambda, \pi | data)$ 는 윗 위에서 언급한 계수보정 방식에 따라 구해진 사후 분포이다.

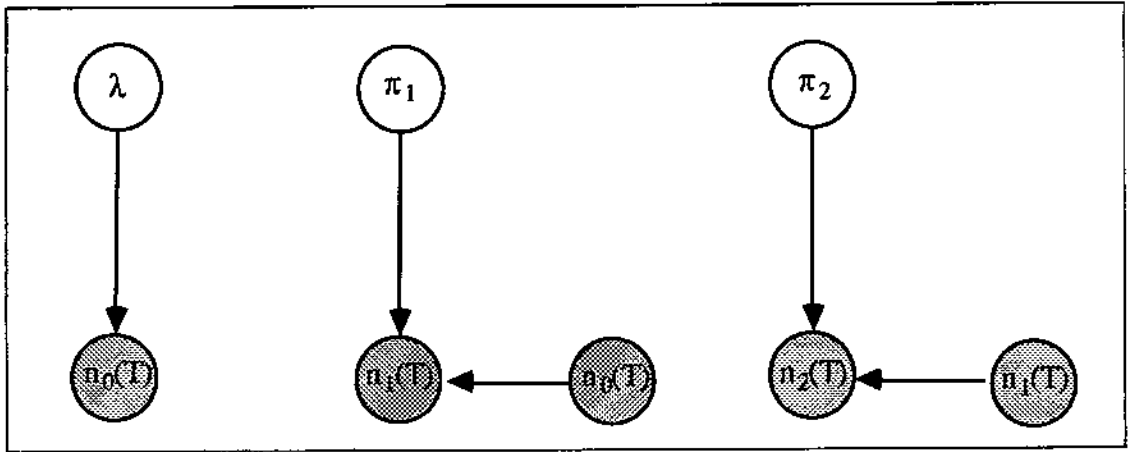


그림 8. 각 파라미터 별로 분류된 Influence Diagram

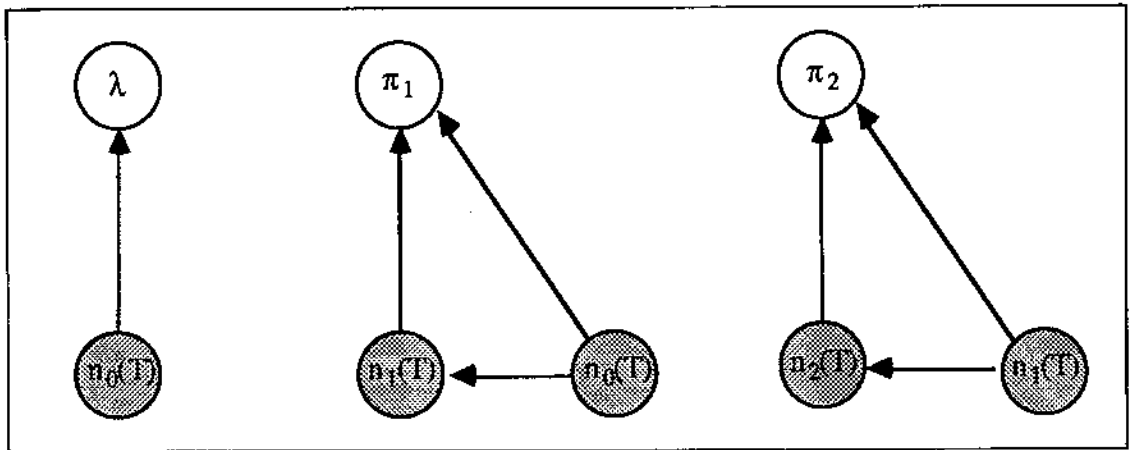


그림 9. 자료 입수후 Influence Diagram

6. 국내 발전소 사고 예측

(1) 사전 분포

국내 발전소 사고에 대한 자료는 충분치 않으나 1978년 부터 1991년까지 발전소 운영정지에 관한 기록이 있다. 이는 앞에서의 분류에 따르면 경미한 사고에 해당된다. 중형사고 및 치명적 사고는 1건도 없었던것으로 기록되어 있다. 1978년 부터 1987년까지의 자료를 이용해 사전 분포를 가정하고 그 이후 자료는 계수보정을 위해 사용한다.

각 년도별로 Effective reactor year에는 차이가 있으므로 Effective reactor year를 고려한 가중 평균을 이용해 Level0 사고율을 추정하며 그 평균값과 분산은 각각 7.646, 17.162로 나타난다.

level 0 사고율의 분포는 Positively skewed한 분포를 따르게 되기때문에 통상 Lognormal 분포나 감마 분포가 주로 가정된다.

여기서는 감마 분포로 가정한다.

감마 분포의 파라미터 α, β 는 자료에서 구한 평균값과 분산을 이용해서 구할수 있다.

$$E[\lambda_0] = \frac{\alpha_0}{\beta_0} = 7.646,$$

$$\text{Var} [\lambda_0] = \frac{\alpha_0}{\beta_0^2} = 17.162$$

따라서 level 0 사고를 λ_0 는 아래와 같은 감마 분포를 따른다.

$$\lambda_0 \sim F(3.406, 0.446)$$

계수 λ_0 가 주어졌을 경우 (0,T)기간중의 level 0 사고수 $n_0(T)$ 는 포아송 분포를 따른다고 가정할 수 있다.

$$n_0(T) | \lambda \sim P(\lambda_0 T)$$

감마 분포는 포아송 분포의 Conjugate prior이기 때문에 사후분포 역시 아래 파라미터를 갖는 감마 분포가 된다.

$$\lambda_0 | n(T) \sim F(\alpha_0', \beta_0') \quad \alpha_0' = \alpha_0 + n_0(T), \quad \beta_0' = \beta_0 + T$$

따라서 1988년부터 1991년까지의 자료를 이용해 사후 분포를 구하면

$$\lambda_0 | n_0(T) \sim F(71.406, 28.021)$$

이 된다.

level 1 및 level 2 사고에 관한 자료는 국내에 존재하지 않으므로 π 의 사전 분포 및 보정에 어려움이 있다. 이용가능한 유일한 자료는 WASH 1400 STUDY에서 level 2 사고를 1.478×10^{-3} /ERY로 가정하고 있다. 이는 $E[\lambda \pi_1, \pi_2] = 1.478 \times 10^{-3}$ 으로 볼수 있으며 λ 와 π_j 는 서로 독립이고 π_1, π_2 는 같은 사전 분포를 갖는다는 가정하에 $E[\pi_j] = 0.014, j=1, 2,$ 가 됨을 알 수 있다.

또한 π_1 및 π_2 와 같은 사고확산 확률의 분산은 극히 적은것으로 알려져 있으므로 (0,1)구간에서

flexible하게 분포를 가질 수 있는 베타 분포를 가정한다.

$$\pi_1 \sim \text{Be}(6,400) \quad \pi_2 \sim \text{Be}(6,400)$$

이러한 사전분포는 국내 자료가 불충분하여 미국의 시스템에 대한 연구결과가 인용되었다. 미국 시스템과 국내 시스템의 사고 확산 확률에 대한 유사성은 입증하기 어려우나 이 값들은 정보가 불충분한 상태에서 가정된 사전 분포로서의 가치가 있으며 이는 국내 자료가 수집되는대로 Adaptive하게 보정되어진다.

level j의 사고수는 level j-1의 사고수와 π_j 가 주어졌을 경우, level j-1의 사고수와 π_j 를 파라미터로 하는 이항분포로 가정될수있다.

$$n_j(T) | \pi_j, n_{j-1}(T) \sim \text{Bin}(n_{j-1}(T), \pi_j)$$

이 경우 베타분포는 이항 분포의 Conjugate prior이므로 사후 분포 역시 베타 분포가 된다.

$$\pi_j | n_j, n_{j-1}(T) \sim \text{Be}(a', b')$$

$$a' = a + n_j(T), \quad b' = b + n_{j-1}(T) - n_j(T)$$

이를 이용해 자료를 보정하면

$$\pi_1 | n_0(T), n_1(T) \sim \text{Be}(0.6, 640)$$

$$\pi_2 | n_1(T), n_2(T) \sim \text{Be}(6,400) \text{이 된다.}$$

level 0 사고의 발생률 λ_0 일때 level 1 사고의 발생률 $\lambda_1 = \lambda_0 \pi_1$, level 2 사고의 발생률 $\lambda_2 = \lambda_0 \pi_1 \pi_2$ 가 된다. 여기서 level 0 사고를 λ_0 는 사후 분포 역시 감마 분포를 따른다는 것을 이미 보인 바 있다. 그러나 λ_1 과 λ_2 는 감마 분포와 베타 분포의 곱으로 표시되므로 감마 분포가 되지 않는다. 그러나 λ_0 의 분포에 비해 π_1 과 π_2 는의 분포는 무척 폭이 좁은 분포를 따르고 있으므로 대략적으로 λ_0 에 비해 상수로 취급될수 있어 λ_1 과 λ_2 역시 감마 분포를 따르는 것으로 approximation 될수 있다.

$$\lambda_1 \sim \Gamma(\alpha_1, \beta_1) \quad \lambda_2 \sim \Gamma(\alpha_2, \beta_2)$$

(α_1, β_1) 은 λ_1 과 $\lambda_0\pi_1$ 의 1, 2차 모멘트를 서로 같게 놓음으로서 구할 수 있다.

따라서 $E[\pi_1] = \mu_1$ $\text{Var}[\pi_1] = \sigma_1^2$ 라 하면

$$\alpha_1 = \frac{\alpha_0 \mu_1^2}{(\alpha_0 + 1)\sigma_1^2 + \mu_1^2},$$

$$\beta_1 = \frac{\beta_0 \mu_1}{(\alpha_0 + 1)\sigma_1^2 + \mu_1^2}$$

가 되며 마찬가지로 방법으로 $E[\pi_2] = \mu_2$, $\text{Var}[\pi_2] = \sigma_2^2$ 라 하면

$$\alpha_2 = \frac{\alpha_1 \mu_2^2}{(\alpha_1 + 1)\sigma_2^2 + \mu_2^2},$$

$$\beta_2 = \frac{\beta_1 \mu_2}{(\alpha_1 + 1)\sigma_2^2 + \mu_2^2}$$

가 되므로 아래와 같이 level 1, level 2 사고의 사후 분포 파라미터를 구할 수 있다.

$$\lambda_1 | n_0(T), n_1(T) \sim \Gamma(5.47, 231.13)$$

$$\lambda_2 | n_0(T), n_1(T), n_2(T) \sim \Gamma(2.66, 7593.04)$$

level j 사고 까지의 시간을 X_j , 관측된 자료를 D 라 할 경우 X_j 의 예측분포는

$$\begin{aligned} P(X_j | D) &= \int P(X_j | \lambda_j) P(\lambda_j | D) d\lambda_j \\ &= \left(\frac{\beta}{\beta + x_j} \right)^\alpha \left(\frac{\alpha}{\beta + x_j} \right) \end{aligned}$$

로서 shifted pareto 분포가 된다.

이상에서 λ_0 와 π_i 의 분포를 포아송과 이항분포의 Conjugate Prior를 이루는 감마와 베타분포로 가정되었으며 π_i 의 분포가 λ_0 의 분포에 비해 폭이 좁은 분포를 이루는 점을 이용하여 λ_i 의 분포 역시 근사적으로 감마로 취급될 수 있었다. 그러나 베이지안 분석기법을 적용할때에 항상 이러한 근사적 방법을 기대할수는 없으며 사전분포

와 Likelihood가 서로 Conjugate Pair를 구성하지 않으면 사후분포를 구하는데 부터 수치적분이 요구되며 λ_i 를 구하는데는 다차원의 수치적분이 필요하다. 이러한 경우 Gauss Quadrature방법 ([10]참조)이 종종 사용된다.

다음번 사고까지의 시간에 대한 분포는 우측으로 길이가 긴 분포를 이루게 되므로 흔히 point predictor로서 사용되는 평균값은 좋은 척도가 되지 못한다. 따라서 여기서는 중앙값과 Quantile을 이용한다.

$P = \text{Prob}\{\text{다음번 사고까지의 시간} \leq Z_p\}$ 라 놓으면 Z_p 는 Quantile을 표시하며 사고들이 감마 분포를 따르는 경우 Z_p 는 아래와 같이 closed form으로서 구해질 수 있다.

$$Z_p = \beta \left[\left(\frac{1}{1-p} \right)^{1/\alpha} - 1 \right]$$

이를 이용해 각 유형별 사고 발생까지의 시간에 대한 Quantile을 쉽게 찾을 수 있으며 level 1 사고와 level 2 사고에 대해 아래표에 정리되어 있다. 앞에서 볼 수 있듯이 국내 치명적 사고에 대해서 5th와 95th Quantile의 중앙값에 대한 비율은 0.07에서 7.00사이에 분포되어 있다. 각 유형별 사고를 서로 독립적으로 취급하지 않고 서로 유형이 다른 사고간에도 정보를 교환할 수 있는 모델이 설정되어 치명적사고가 단 1건도 발생하지 않았지만 이에 대한 예측치도 경미한 사고 자료로부터 보정해 갈 수 있다.

	5%	25%	50%	75%	95%
level 1	2.18	12.48	31.22	66.67	168.54
level 2	147.84	867.25	2260.33	5193.53	15823.61

7. 결 론

본 연구에서는 각 유형별 사고를 서로 종합하

여 유형이 다른 사고간에도 최대한의 정보를 서로 교환할수 있는 모델이 설정되었다. 따라서 흔히 발생하지 않는 사고에 대한 예측도 다른 유형 사고 자료를 이용하여 불확실성을 감소시키며 이루어질 수 있다.

점 추정방식의 한계성을 탈피하고자 Influence Diagram을 이용한 베이저안 예측기법이 사용되어 예측 분포 전체를 구하고 이를 보정해 나갈 수 있다. Approximation을 통해 다음번 사고까지의 시간에 대한 Quantile도 closed form으로

구해져 예측이 용이하다. 일반 주민에게 까지 영향을 미치는 치명적 사고가 발생할때까지의 시간에 대한 증양값이 2000 ERYs를 넘어 이는 실질적으로 수백년 이상이 소요되므로 상당히 안전성이 있다고 볼 수 있다.

이러한 예측의 결과는 추후 연구를 통해 국내 발전소의 임시 및 영구 Shutdown 혹은 최적 Overhaul시기등을 구하는 의사결정 문제에도 긴요히 이용될수 있다.

참 고 문 헌

1. Chow,T.C., and R.M.Oliver, "Predicting Nuclear Incidents", Jour.of For,7,1988, pp. 49-61.
2. Groer,P.C. "Bayesian Estimates for The Rate of Three Mile Island Type Releases" Low Probability High-Consequence Risk Analysis,1984, pp.127-136. Ed.by Waller and Covelle,Plenum Publishing, New York.
3. Islam,S., and Lingren,K., "How many reactor years will there be?", Nature,322, 1986, pp.690-691
4. Lewis,H.W., "Bayesian Estimation of Core-Metal Probability", Nuclear Science and Engineering:86,1984, pp.111-112
5. Lewis,H.W., "Precursors in Bayesian Estimation of Core-Melt Probability", Nuclear Science and Engineering: 86,1984,pp. 404-405
6. NRC., Reactor Safety Study,an Assessment of Accident Risks in U.S. Commercial Nuclear Power Plants,Report No. WASH-1400(NUREG-75/014). U.S. Nuclear Regulatory Commission, Washington, D.C.1975
7. Oak Ridge National Laboratory., Precursors to Potential Severe Core Damage Accidents:1969-1986,Report No.NUREG/CR-2497,Vol.1-4, NUREG/CR-4674, 1987, Vol.1-6
8. Oliver,R.M., and Yang,Heejoong, "Updating Event Tree Parameters to Predict High Risk Incidents", in R.M. Oliver and J.Q.Smith(ed.),Influence Diagrams, Belief Nets and Decision Analysis, 1990, Chapter 12, Wiley, Chichester
9. Rasmussen,N.C., "Method of Hazard Analysis and Nuclear Safety Engineering" Annals New York Academy of Science,1981, pp.20-36
10. Yakowitz,S. and F.Szidarovszky,An Introduction to Numerical Computations, 2nd Ed. Maxwell Macwillan,1990
11. Yang,Heejoong, "An Approximation Method in Bayesian Prediction of Nuclear Power Plant Accidents",Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers. Vol.16,NO.2,Dec., 1990, pp135-147