

한국형 ECCS 평가 모델 확립을 위한 통계적 분석 방법 개발 및 열수력 데이터 뱅크의 구축

장순홍
한국과학기술원
핵공학과

제1장 불확실도 정량화를 위한 통계적 분석 방법

제1절 개요

원자력 발전에서는 안전성 문제가 매우 중요하기 때문에 발생 가능한 각종 사고에 대비하여 다양한 안전계통이 구비되고, 여러 종류의 안전 해석 코드를 이용하여 가상사고의 경과 및 결과를 상세하게 해석하고 있다. 이들 코드를 이용한 해석 결과의 정확도는 현상에 대한 수학적 모델링, 수치적 방법, 상관식 등에 의해 결정되는데, 사고시에는 2상 유동(Two-Phase Flow), 연료봉의 파손 등 특이한 현상이 수반되므로 어려움이 따른다. 특히 설계기준 사고인 원자로냉각재 상실사고(Loss-of-Coolant Accident : LOCA)시 비상노심냉각계통(Emergency Core Cooling System : ECCS)의 거동에 대한 분석은 원자로 안전성 분석의 핵심을 이룬다. [1~7] 원자력발전소를 보유하고 있는 각국은 ECCS의 중요성을 고려하여, 나름대로의 설계 기준 및 평가 방법을 설정하고 있으나 우리 나라의 경우 자체의 ECCS 설계기준 및 평가 방법이 명확하게 설정되어 있지 않아서, 대부분 미국의 기준을 참조하면서 원전 공급

국의 기준을 그대로 적용하여 왔다. 따라서 원자로의 안전성에 대한 일관성 있는 평가가 사실상 불가능한 상태이고, 우리 나라 원전에 적합한 자체 설계 기준 및 평가 방법의 확립이 시급한 실정이다.

한편, 기존의 10 CFR 50, Appendix K가 제정된 시점에서는 원전의 운전 경험과 LOCA시의 거동 및 열수력 현상에 대한 이해가 부족하였으므로, 이를 보상해주기 위해 여러가지 보수적인 가정과 여유도를 부가하여 LOCA 해석이 수행되도록 하였기 때문에 원전의 설계나 운전에서 불필요한 제약을 초래하기도 하였다. 그 이후 전산 코드나 사용된 모델들의 부정확도와 보수성을 감소시키려는 많은 연구가 수행되어 상당한 성과를 거두었으며, 그 결과 USNRC에서는 LOCA시의 ECCS 성능 평가에 있어서 기존의 보수적인 방법과 아울러 최적 평가 계산(Best-Estimate Calculation)방법을 사용할 수 있도록 승인하였다. 최적 평가 계산 방법에서는 최적 평가 전산코드(Best-Estimate Code)를 사용하고 여기에 코드 모델 및 상관식 등의 불확실도를 결합하여 LOCA를 분석한다. [6, 7] 그러나 최적 평가 전산코드를 사용하는 ECCS 평가 방법은 아직까지 선진국에서도 실제 인허가 절차에 적용한 경험이 없으며, 국제적인 긴밀한 협력을 통한 연구의 결과로 그 절차 및 방법론이 확립되어 가고는 있으나, 아직까지 전체적으로 합의된 명확한 방법이 도출되어 있지는 않으므로, 최선의 연구 결과들을 검토하여 나름대로의 해석 방법론을 확립하여야만 LOCA 검증 계산이 가능한 것이다. 여기에서는 최적 평가 코드를 사용한 첨두 피복재 온도(Peak Cladding Temperature : PCT)의 검증 계산시에 불확실도를 분석하는 방법에 대해서 논하고자 한다.

불확실도 분석이란 어떤 시스템이나 모델에서 입력변수나 모델의 불확실도가 출력변수에 미치는 영향이 얼마나 되는지, 즉 출력값의 정확도에 얼마나 영향을 주는가를 분석하는 것으로서, 간단한 해석적 방법, 근사적 방법 및 수치적분 방법 등이 사용된다. [8] 불확실도 분석에 앞서서 수행되어야 할 것이 출력변수에 영향을 크게 미칠 것으로 판단되는 입력변수들을 찾는 것인데, 반응표면 방법(Response Surface Method), Adjoint 민감도 분석법, 회귀분석법 등이 있으며, 최근에는 확률론적 불확실도 분석이 선호되고 있다. 확률론적 불확실도 분석이란 불확실

도를 확률론적으로 평가하는 것인데, 가장 보편적이고 간단한 것으로 Monte Carlo 방법이 있다. 그러나 이 방법은 불확실도의 전체적인 전파를 찾기에는 적합하지만 컴퓨터 수행시간이나 비용이 너무 과다하여, 문제에 따라서는 충분하고 완전한 정보나 데이터를 얻는 것이 비현실적이거나 불가능할 수 있다. 따라서 적은 양의 계산으로 확률론적 추론을 할 수 있는 표본 추출 기법이 필요하며, 이러한 문제를 해결하기 위한 방법의 하나로 축소모델의 구성이 널리 이용되고 있다.

축소모델의 구성을 위해서는 우선 체계적인 표본 추출점을 만들어야 하는데, 실험계획법 [9], Latin Hypercube 표본 추출법 [11] 및 Fourier 진폭 민감도 시험 [10] 등이 사용된다. 축소모델의 구성방법으로는 반응표면법(Response Surface Method: RSM)과 계단식 회귀분석법(Stepwise Regression Technique: SRT)이 있는데, 최소자승법(Least Square Method)과 분산분석법(Analysis of Variance)이 기본 도구로 사용된다. 그림 1.1.1에 불확실도 평가의 대략적인 절차를 나타내었다. 그림에서 “입력변수의 선택” 부분은 불확실도를 분석하고자 하는 대상에 따라 결정되는 것이며, 분석 대상에 대한 이해가 어느 정도인가에 따라 상당히 달라질 수 있다. 제2절에서는 출력변수의 불확실도에 영향을 줄 것으로 생각

되는 입력변수가 적절히 선택되었다고 가정하고, “표본 추출점의 구성”, “축소모델의 구성” 및 “출력변수의 불확실도 평가”에 대해서 상세히 기술하였고 제3절에서 한국형 ECCS 평가모델을 위한 방법을 기술하였다.

제2절 불확실도 분석 방법의 고찰

1. 표본 추출점의 구성

1) 실험계획법

입력변수의 축들로 구성되는 다차원 공간에서 출력변수를 측정하기 위한 입력 변수들의 표본추출점을 결정하는 실험계획법에는 몇 가지 방법이 있다 [9]. 그 중에서 가장 흔히 사용되는 방법들로는 2위 계승(Two Level Factorial)법, 3위 계승(Three Level Factorial)법, 2위부분계승(Two Level Fractional Factorial)법, 3위부분계승(Three Level Fractional Factorial)법과 중앙혼합계획법(Central Composite Design) 등이 있다.

2위 계승법은 +1과 -1로 코드화된 두 개의 값을 입력변수의 값으로 사용하며, 입력변수의 수가 k 개 일 때 필요한 계산수는 완전계승법(Complete Factorial Design)에서는 2^k 가 되며 부분계승법(Fractional Design)에서는 2^{k_p} 가 된다. 여기서 2^p 는 필요한 계산수를 줄이기 위해 요구되는 부분이다. 부분계승계획법에서 $k-p$ 개의 입력변수들은 완전한 조합을 이루고, p 개의 입력변수들은 이미 결정된 $k-p$ 개의 입력변수의 값들의 곱으로 구성된다. 따라서 p 의 값이 클수록 저차원 효과를 분석하는데 있어서 해상도가 낮아진다.

3위 계승법은 입력변수의 값들이 -1, 0, +1의 세 가지 값을 갖는다는 것외에는 2위 계승법과 동일하다. 그러나 이 방법은 입력변수의 수가 늘어날 때 2위 계승법 보다 계산수가 매우 빨리 늘어나는 단점이 있다. 표 1.2.1에 각각의 실험계획법과 그 때 필요한 계산수를 나타내었다.

중앙혼합계획법은 2위 계승법에서의 입력값들과 각 입력변수 축 위의 두 점과 하나의 중앙점인 세 개의 서로 다른 부분으로 구성되며 그림 1.2.1에 입력변수의 수가 두 개인 경우를 나타내었다. 그림에서 *로 표시된 부분은 2위 계승법에서 사용되는 점들이

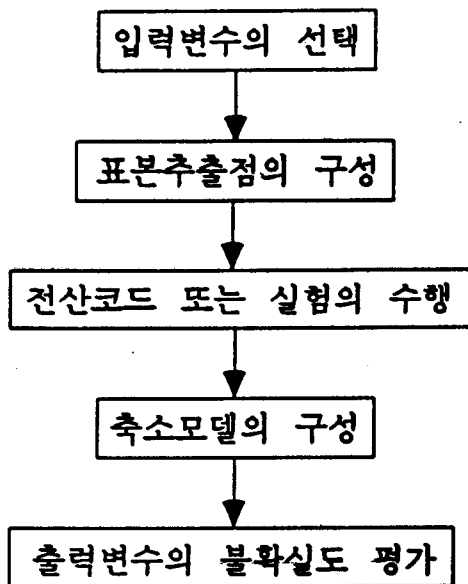


그림 1.1.1 불확실도 평가의 일반적인 절차

며, a 는 임의의 코드화된 값이다.

위에서 설명한 여러 가지 실험계획법들 중에서 2 위계승법과 중앙혼합계획법이 가장 흔히 사용되는데 그 이유는 2위계승법은 일차다항식의 축소모델을 가장 적은 수의 계산으로 만들 수 있기 때문이며, 중앙혼합계획법은 이차다항식의 축소모델을 만들기에 적합하기 때문이다. 중앙혼합계획법의 가장 큰 장점은 2위계승법으로 만들어진 일차다항식의 축소모델이 부적절할 때 약간의 추가적인 계산만으로 비선형성을 고려할 수 있다는 점이다.

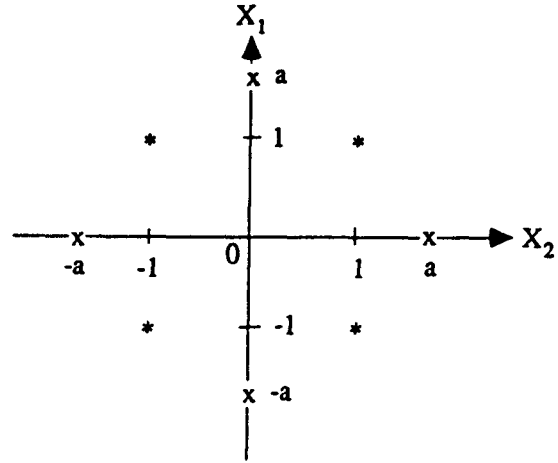


그림 1.2.1 실험계획법에 의한 표본추출점

2) Latin Hypercube 표본 추출

가) 개요

McKay 등에 의해 제안된 Latin Hypercube 표본 추출법은 k 개의 입력변수들로부터 n 개의 임의추출된 세트를 만들어내기 위한 일종의 분산 감소기법의 하나이다. [11] 이 방법은 우선 각각의 입력변수 값의 범위를 n 개의 겹치지 않으며, 동일한 확률을 갖는 구간으로 나누고, 각 구간에서 하나의 값을 임의로 추출한다. 그리고 첫 번째 입력변수의 값들로 선택된 n 개의 값들을 두 번째 입력변수의 값들로 선택된 n 개의 값들과 조합을 만들고, 이 조합을 다시 세 번째 입력변수의 값들로 선택된 n 개의 값들과 조합을 해나가는 절차를 k 번째 입력변수에 대해서까지 진행하는 방법으로 입력변수의 조합을 만든다. 이 방법은 많지 않은 수의 표본 추출이라는 장점을 가지

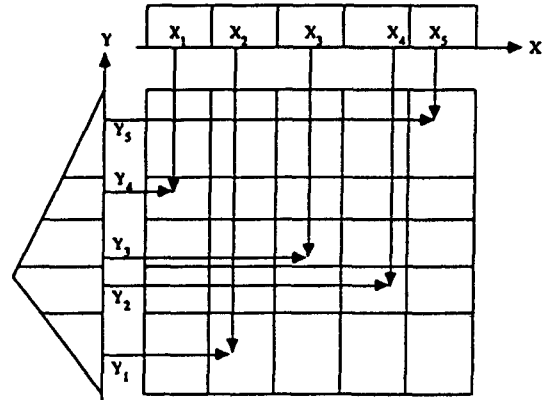


그림 1.2.2 두 개의 입력변수에 대한 LHS의 예

표 1.2.1 실험계획법에서 입력변수의 수와 계산수의 비교

입력 변수의 수(k)	일차다항식			이차다항식			
	미지수의 갯수	계산수		미지수의 갯수	계산수		
		2^k	2^{k-p}		3^k	3^{k-p}	CCD
3	4	8	$2^{3-1}=4$	10	27		15
4	5	16	$2^{4-1}=8$	15	81	$3^{4-1}=27$	25
5	6	32	$2^{5-1}=16$	21	243	$3^{5-1}=81$	43
7	8	128	$2^{5-2}=8$	36	2187	$3^{5-2}=27$	143
			$2^{7-1}=64$			$3^{7-1}=729$	
			$2^{7-2}=32$			$3^{7-2}=243$	
			$2^{7-3}=16$			$3^{7-3}=81$	
			$2^{7-4}=8$				

CCD : 중앙혼합계획법

며, 표본 추출의 수 n 은 일반적으로 $2k$ 보다 크면 충분하다고 알려져 있다. 그림 1.2.2에 Uniform 분포와 삼각형 분포를 갖는 두 개의 입력변수 X 와 Y 에 대한 입력변수의 조합의 예를 나타내었다.

나) 출력변수의 분산

임의의 표본추출 세트에 의해서 발생하는 출력변수의 분산에 대해서 생각해 보자. n 개의 입력변수에 의해 출력변수가 식 (1.2.1)에 의해 계산된다고 할 때 출력변수 Y 의 분산은 식 (1.2.2)와 같이 계산된다.

$$Y = \sum_{k=1}^m a_k X_k \tag{1.2.1}$$

$$V(Y) = \sum_{i=1}^m a_i^2 V(X_i) + 2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=i+1}^m a_i a_j \text{Cov}(X_i, X_j) \tag{1.2.2}$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X_i, X_j) &= E(X_i X_j) - E(X_i) E(X_j) \\ &= \sum_{k=1}^n (X_{ik} - \bar{X}_i) (X_{jk} - \bar{X}_j) \end{aligned}$$

$\text{Cov}(X_i, X_j) \neq 0$ 가 되는 입력변수들의 조합을 사용하였을 경우에 얻어지는 출력변수의 분산은 입력변수의 분산만이 아니라 입력변수 사이에서 발생한 공분산도 포함한 것이므로 정확한 추정값이라고 할 수 없다. 일반적으로 임의추출의 수가 적은 경우에는 공분산이 존재하는 경우가 흔히 발생하므로 이를 피하기 위해서 많은 수의 임의추출을 행하게 된다. 그러나 출력값의 계산이 많은 시간을 필요로 하는 경우에는 적은 수의 계산만으로 출력값을 추정하기 위해서는 표본추출점들이 $\text{Cov}(X_i, X_j) = 0$ 을 만족하도록 선택해야 한다.

다) 입력변수 조합의 구성

k 개의 입력변수에 대해서 n 개의 값을 갖는 조합을 구성하기 위해서는 우선 각각의 입력변수들을 그들의 분포형태에 따라 동일한 확률을 갖는 n 개의 구간으로 나눈다. 그리고 각각의 구간으로부터 임의로 하나의 값을 선택한다. 그러면 k 개의 입력변수 각각에 대해서 n 개의 값이 선택된 것이다. i 번째 입력변수에 대한 n 개의 값들을 $n \times k$ 행렬의 i 번째 열에 무작위로 배치한다. 모든 입력변수에 대해서 배치가 끝나면 우선 $n \times k$ 행렬이 완성된 것이다. 이 행렬에 대해서 상호간의 공분산을 계산하여 다음에서 설명될 조건을 만족하면 입력변수 조합의 구성은 완

성된 것이다. 만약 조건을 만족하지 못하면 무작위 배치를 다시 시행하는 과정을 반복한다. 그림 1.2.3에 이 과정을 제시하였다. 여기서 공분산 대신에 순위상관계수, r 을 사용한 것은 입력변수가 항상 정규분포를 따른다고 볼 수는 없기 때문이다.

라) 입력변수 조합의 판단 기준

각 입력변수들이 정규분포를 따르는 것이었다면 그들 사이의 공분산을 판단하는 기준으로 식 (1.2.3)으로 계산되는 상관계수를 사용하면 편리하다.

$$\begin{aligned} r_{ij} &= \frac{\sum_{k=1}^n (X_{ik} - \bar{X}_i) (X_{jk} - \bar{X}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (X_{ik} - \bar{X}_i)^2 \sum_{k=1}^n (X_{jk} - \bar{X}_j)^2}} \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n \left[\frac{X_{ik} - \bar{X}_i}{S_{X_i}} \right] \left[\frac{X_{jk} - \bar{X}_j}{S_{X_j}} \right] \\ &= \frac{S_{X_i X_j}}{S_{X_i} S_{X_j}} \end{aligned} \tag{1.2.3}$$

r_{ij} : i -번째 입력변수와 j -번째 입력변수 사이의 상관계수

\bar{X}_i, \bar{X}_j : i -번째 입력변수와 j -번째 입력변수 각각의 평균값

S_{X_i}, S_{X_j} : i -번째 입력변수와 j -번째 입력변수 각각의 표준편차

표본추출값들을 행렬의 형태로 나타내면 상관계수 r_{ij} 는 식(1.2.4)에 의해 표준화 된 z_{ji} ($i=1, 2, \dots, k; j=1, 2, \dots, n$) 값들을 사용하여 식 (1.2.5)와 같은 단순한 형태로 표현될 수 있다.

$$z_{ji} = \frac{x_{ji} - \bar{x}_i}{s_i} \tag{1.2.4}$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ji} \quad \text{: 평균값}$$

$$s_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_{ji} - \bar{x}_i)^2}{n-1}} \quad \text{: 표준편차}$$

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} Z^T Z$$

$$= \begin{bmatrix} z_{51} & z_{81} & z_{n1} & \dots & z_{31} \\ z_{72} & z_{62} & z_{92} & \dots & z_{n2} \\ z_{13} & z_{53} & z_{33} & \dots & z_{43} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{4k} & z_{9k} & z_{1k} & \dots & z_{3k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{51} & z_{72} & z_{13} & \dots & z_{4k} \\ z_{81} & z_{62} & z_{53} & \dots & z_{9k} \\ z_{n1} & z_{92} & z_{33} & \dots & z_{1k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{31} & z_{n2} & z_{43} & \dots & z_{3k} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} r_{11} & r_{21} & \dots & r_{k1} \\ r_{12} & r_{22} & \dots & r_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1k} & r_{2k} & \dots & r_{kk} \end{bmatrix} \quad (1.2.5)$$

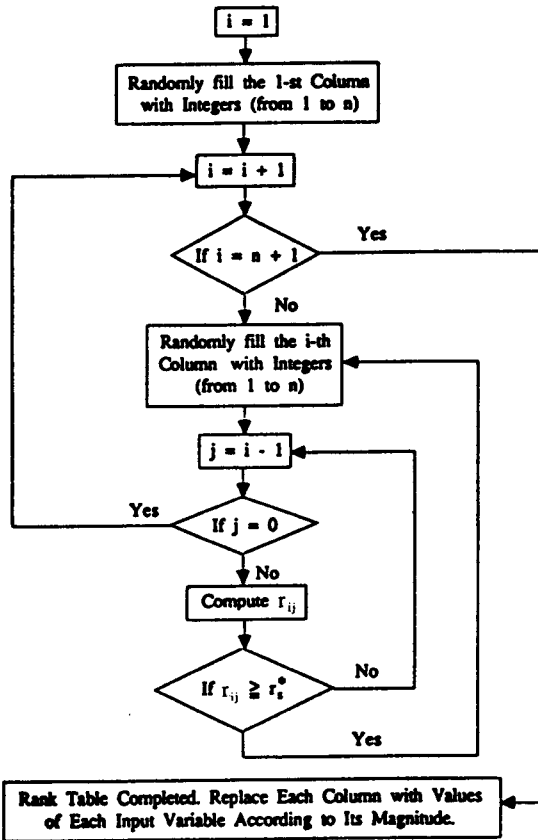


그림 1.2.3 입력값의 조합 구성 절차

식 (1.2.5)에서 r_{ii} 는 i 번째 입력변수 자신의 상관관계이므로 모든 i 에 대해서 항상 1이다. 상관계수 r_{ij} 는 -1에서 +1사이의 값을 가지며, $r_{ij}=1$ 은 두 입력변수 사이에 완전한 양의 상관관계가 있음을 의미한다. 즉 어느 하나의 입력변수가 증가하면 다른 하나의 변수도 역시 증가하는 관계를 갖고 있음을 의미한다. $r_{ij}=-1$ 은 역으로 어느 하나의 입력변수가 증가하면 다른 하나의 변수는 감소하는 관계를 갖고 있음을 의미한다. 따라서 r_{ij} 가 충분한 정도로 0에 가깝지 않으면 두 입력변수 사이에 상관관계가 존재하게 되고 출력변수의 분산이 과다하게 평가될 뿐만 아니라 축소모델의 구성단계에서 종속관계가 있는 입력

변수 때문에 잘못된 결과를 얻게 된다. 상관계수 r 의 값에 따라 두 변수 사이의 종속정도를 판단할 때는, r 의 값을 식(1.2.6)에 의해 변환시킨 다음에 t -분포에서 해당되는 값을 찾아서 그 값이 $n-2$ 의 자유도와 유의수준 α 에서의 값보다 작을 때, 즉 식 (1.2.7)을 만족할 때 두 변수 사이에는 종속관계가 없다고 판단한다.

$$\hat{t} = |r| \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}} \quad (1.2.6)$$

$$\hat{t} > t_{n-2, \alpha} \quad (1.2.7)$$

만약에 어느 두 개의 입력변수가 정규분포를 따르지 않는 연속함수 분포라면, 그들 사이의 종속관계는 식 (1.2.8)에서 주어진 Spearman의 순위 상관계수(Rank Correlation Coefficient; r_s)에 의해 판단될 수 있다. [13]

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (R(X_i) - R(Y_i))^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1.2.8)$$

$R(X_i), R(Y_i)$: 두 입력변수 X와 Y의 i 번째 입력값의 순위

r_s 는 상관계수와 같은 의미를 가지며 r_s 가 특정한 값 $r_{s,n,\alpha}$ 보다 적을 때 종속관계가 없다고 판단한다. $r_{s,n,\alpha}$ 의 값은 n 과 유의수준 α 에 따라 표 1.2.2에서처럼 주어지며, n 이 30보다 클 때는 식 (1.2.6)에 의한 변환을 통해 주어진 유의수준 α 에서 종속관계를 판단할 수 있다. 서로 다른 모든 두 입력변수 사이의 상관계수가 유의수준 α 에서 서로 독립적이라는 가정이 성립될 때 만들어진 k 개의 입력값들로 구성된 n 개의 조합, 즉 $n \times k$ 의 행렬이 최종적으로 Latin Hypercube 표본 추출의 결과가 된다.

2. 축소모델의 구성

1) 반응표면법

반응표면법은 시스템을 하나의 블랙박스로 생각하고 입력변수들과 출력변수 사이의 근사적인 관계를 만들 때 종종 사용된다[9]. 출력변수가 입력변수들의 복잡한 함수일 때, 즉 식 (1.2.9)와 같다고 할 때, 입력과 출력간의 관계는 식 (1.2.10)이나 식 (1.2.11)과 같은 근사적 형태로 나타낼 수 있다.

$$Y = F(X_1, X_2, \dots, X_k) \quad (1.2.9)$$

표 1.2.2 Spearman의 상관계수, $r_{s,n,\alpha}$

$\alpha \backslash n$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0.25	-	-	-	0.600	0.500	0.371	0.321	0.310	0.267	0.248
0.10	-	-	-	-	0.800	0.657	0.571	0.524	0.483	0.455
0.05	-	-	-	-	0.900	0.829	0.714	0.643	0.600	0.564
0.025	-	-	-	-	-	0.886	0.786	0.738	0.700	0.648
$\alpha \backslash n$	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0.25	0.236	0.217	0.209	0.200	0.189	0.182	0.176	0.170	0.165	0.161
0.10	0.427	0.406	0.385	0.367	0.354	0.341	0.328	0.317	0.309	0.299
0.05	0.536	0.503	0.484	0.464	0.446	0.429	0.414	0.401	0.391	0.380
0.025	0.618	0.587	0.560	0.538	0.521	0.503	0.485	0.472	0.460	0.447
$\alpha \backslash n$	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
0.25	0.156	0.152	0.148	0.144	0.142	0.138	0.136	0.133	0.130	0.128
0.10	0.292	0.284	0.278	0.271	0.265	0.259	0.255	0.250	0.245	0.240
0.05	0.370	0.361	0.353	0.344	0.337	0.331	0.324	0.317	0.312	0.306
0.025	0.435	0.425	0.415	0.406	0.398	0.390	0.382	0.375	0.368	0.362

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i Z_i \quad ; \text{일차회귀식 (1.2.10)}$$

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i Z_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k b_{ij} Z_i Z_j \quad ; \text{이차회귀식 (1.2.11)}$$

$$Z_i = \frac{(X_i - X_i^0)}{\Delta X_i} \quad ; \text{코드화된 값 (1.2.12)}$$

X_i : 실제값

X_i^0 : 기준값(Nominal Value)

ΔX_i : 단위편차(Unit Deviation)

“반응표면”이란 말은 몇 개의 독립적인 변수들로 이루어진 함수의 기하학적인 해석을 말한다. 만약 독립적인 변수들의 변화범위 중에서 우리가 관심이 있거나 고려해야 할 범위 내에서 함수관계가 너무 비선형적이지만 않다면 일차회귀식이 사용될 수 있다. 그렇지 않을 경우에는 이차나 그 이상의 차수를 갖는 회귀식을 사용하면 잘 들어 맞을 것이다. 경우에 따라서는 독립변수들의 넓은 범위에서는 비선형성이 뚜렷하더라도 관심있는 좁은 범위에 대해서는 일차 모델이 사용될 수 있다.

반응표면법의 목적은 표본 추출된 데이터 세트와 그에 따른 출력값으로부터 단순화된 반응표면식을 이끌어내고 이 반응표면식으로부터 미지의 시스템에 대한 정보를 찾아내는 것이다. 반응표면식의 계수들은 최소자승법으로 찾아낼 수 있고, 그 시스템의 특

징은 분산 분석(Analysis of Variance : ANOVA)을 사용하여 알아낼 수 있다.

2) 계단식 회귀분석법

계단식 회귀분석법(Stepwise Regression Technique : STR)은 구성된 회귀식이 입력-출력의 관계를 잘 나타내면서 불필요한 입력변수의 수를 줄이고 가장 중요한 입력변수들만 고르면서 회귀식을 만들 때 사용된다. [9, 12] 이 방법은 순차적으로 가장 중요한 변수를 찾아내면서 가장 불필요한 변수를 제거한다. 각 단계에서 선택된 입력변수들로 구성된 회귀 모델이 적절한지를 판단하기 위해 분산분석이 사용된다. 그리고 각 단계에서 입력변수를 선택하는 데는 부분-F값이 사용된다. 즉 가장 큰 부분-F값을 갖는 입력변수를 선택하는 것이다. 그리고 이렇게 선택된 입력변수에 대해서 F-시험을 실시하여 식 (1.2.13)을 만족하면 그 입력변수는 회귀식에 포함이 되고, 다른 입력변수, 즉 부분-F값이 큰 변수에 대하여 이 시험을 계속해 나가며, 만족되지 않으면 F-시험을 중지한다. 여기서 k는 회귀모델에 이미 포함된 입력변수의 수이며, α 는 유의수준이다.

$$F_i > F(1, n-k-1; \alpha) \quad (1.2.13)$$

3) 다중 최소자승법과 분산 분석

식 (1.2.10)과 식 (1.2.11)은 다음과 같은 행렬식으로 나타낼 수 있다.

$$\vec{y} = X\vec{b} + \vec{e} \quad (1.2.14)$$

\vec{y} : n×1의 출력벡터

X: n×m의 입력행렬

\vec{b} : m×1의 계수벡터

\vec{e} : n×1의 오차벡터

m: 회귀식의 차수와 독립변수의 수에 따라 결정

식(1.2.10)에서는 m=1+k

식(1.2.11)에서는 m=1+2k+kC₂

가장 적절한 값이 되도록 회귀계수 \vec{b} 를 찾는 방법으로 최소자승법을 사용한다. [9, 12] 오차의 제곱의 합은 식 (1.2.15)와 같이 표현될 것이다.

$$L = \vec{e}^T \vec{e} = (\vec{y} - X\vec{b})^T (\vec{y} - X\vec{b}) \quad (1.2.15)$$

여기서 \vec{b} 에 따른 L의 기울기가 0이 될 때,

즉 $\frac{\partial L}{\partial \vec{b}} = 0$ 일 때 L의 값은 최소가 될 것이며 \vec{b} 는 식

(1.2.16)과 같이 표현될 수 있다.

$$\vec{b} = (X^T X)^{-1} X^T \vec{y} \quad (1.2.16)$$

분산 분석을 사용하여 전체변동에서 회귀식에 의해 설명되는 변동인 회귀자승합(Sum of Squares due to Regression: SSR)과 회귀식에 의해 설명되지 않는 변동인 잉여오차자승합(Sum of Squares due to Residual Errors: SSE)을 구별할 수 있다. 전체변동은 흔히 자승총합(Total Sum of Squares: SST)이라 부르며 식 (1.2.17)과 같이 정의된다. 그리고 회귀자승합은 식 (1.2.18)과 같이 정의된다. $\vec{y} = X\vec{b}$ 이므로 식 (1.2.18)은 식 (1.2.19)와 같이 바뀐다. 마지막으로 잉여오차자승합은 식 (1.2.20)과 같이 표현된다.

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - n \times \bar{y}^2 = \vec{y}^T \vec{y} - n \times \bar{y}^2 \quad (1.2.17)$$

$$SSR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - n \times \bar{y}^2 = \vec{\hat{y}}^T \vec{\hat{y}} - n \times \bar{y}^2 \quad (1.2.18)$$

$$= \vec{b}^T X^T X \vec{b} - n \times \bar{y}^2 \quad (1.2.19)$$

$$SSE = SST - SSR \quad (1.2.20)$$

여기에서 y_i는 회귀식에 행렬 X에서 i-번째 행백

타를 입력값으로 사용했을 때의 출력값이며 \hat{y}_i 는 회귀식에 행렬 X에서 i-번째 행벡터를 입력값으로 사용했을 때의 계산값이므로, $\vec{\hat{y}} = \vec{y} + \vec{e}$ 로 표현될 수 있다. 전체변동에 대한 자유도는 n-1이며 회귀식에 대한 자유도는 m-1, 그리고 잉여오차에 대한 자유도는 n-(m-1)-1이다.

관찰된 데이터에 대해서 회귀식의 정확도를 측정하는 방법에는 세 가지 기준이 있다. 그것들은 식 (1.2.21)에 정의된 잉여오차자승평균(Mean of Squares due to Residual Error: MSE), 식 (1.2.22)에 정의된 F 그리고 흔히 결정계수라고 불리는 R²(=SSR/SST)이다. MSE의 값은 작을수록, F 값은 클수록, R²값은 1에 가까울수록 회귀식이 잘 만들어진 것이며, 식 (1.2.23)과 같은 조건을 F가 만족할 때 “회귀식은 100(1-α)% 확률로 의미가 있다”고 말한다.

$$MSE = \frac{SSE}{n-(m-1)-1} \quad (1.2.21)$$

$$F = \frac{SSR/(m-1)}{MSE} = \frac{MSR}{MSE} \quad (1.2.22)$$

$$F > F(m-1, n-(m-1)-1; \alpha) \quad (1.2.23)$$

각각의 구성인수들(주효과항, 제곱항, 곱으로 나타난 항 등)에 대해서 그 중요도를 평가할 때는 부분 F-시험(Partial F-Test)을 적용할 수 있다. 부분 F-시험을 위한 F_i는 식 (1.2.24)와 같이 정의되며, 식 (1.2.13)의 조건을 만족할 때 “i-번째 구성인자는 100(1-α)% 확률로 의미가 있다”고 말한다.

$$F_i = \frac{b_i^2}{(X^T X)_{ii}^{-1} (MSE)} \quad (1.2.24)$$

3. 출력변수의 불확실도 평가

1) Crude Monte Carlo 방법

Crude Monte Carlo(CMC) 방법은 가장 구식이지만 가장 간단한 불확실도 전파 분석 방법이다. 이 방법은 우선 각각의 입력변수들을 그들의 분포형태에 따라 천개 이상의 임의추출을 수행한다. 그리고 임의추출된 값들에 대해서 임의의 조합을 시스템에 대한 입력값으로 사용하여 각각의 출력값을 계산한다. 이 출력값들이 출력변수의 불확실도 분포를 나타내는 것으로 본다. 그리고 이들 각각의 출력값들로부터 출력변수의 분포형태, 분산, 고차모멘트 등을 계

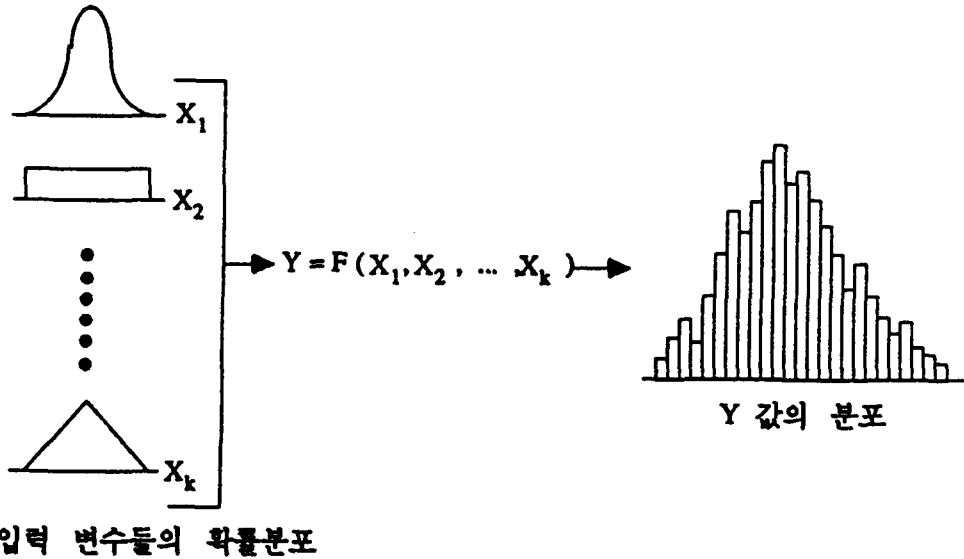


그림 1.2.4 Monte Carlo 방법에 의한 출력변수의 불확실도 분석

산한다. 그리고 출력변수의 대략적인 분포함수는 각각의 출력값들을 수십개 또는 수백개의 등간격 막대 그래프로 그림으로써 얻을 수 있다.

상세한 분포함수는 다음에 설명되는 Kolmogorov-Smirnov 적합도 시험에 의해 추정할 수 있다.

이러한 CMC 방법의 가장 중요한 단점은 임의추출의 횟수가 많아서 컴퓨터 계산이나 실험의 비용이 너무 많다는 것이다. 그래서 실제 작업을 수행하는 경우에는 직접적으로 이 방법을 사용하지는 않는다. 이 문제를 해결하는 방법으로 우선 반응표면법을 사용하여 복잡한 시스템 함수를 단순화시켜서 저차원의 다항식으로 만든 다음, 이 저차원 다항식에 CMC 방법을 적용하여 출력분포를 만드는 방법을 흔히 사용한다.

2) 분포함수의 추정

출력변수의 분포형태를 추정하기에 적절한 하나의 방법으로 Kolmogorov-Smirnov(K-S) 적합도 시험이 유용하게 사용될 수 있다. [14] 여기에서는 우선 출력변수값을 가장 작은 값부터 가장 큰 값까지 재배열하여 $y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_n$ 이 되게 한다. 그 다음에 출력변수의 분포함수로 생각되는 함수 $f(y)$ 의 누적분포함수 $F(y)$ 와 식(1.2.25)와 (1.2.26)에 의해 D^+ 와 D^- 를 계산한 다음에 식 (1.2.27)에 의해 D값을 구한

다. 구해진 D값은 분포함수 $f(y)$ 와 출력값의 수(n)에 따라 적절한 변환을 통해 D' 로 치환된다. D^+ 와 D^- 의 의미는 그림 1.2.5에 나타나있고 D' 를 구하는 식들은 표 1.2.3에 주어져있다.

$$D^+ = \text{Max}_{1 \leq i \leq n} \left| \frac{i}{n} - F(y_i) \right| \tag{1.2.25}$$

$$D^- = \text{Max}_{1 \leq i \leq n} \left| F(y_i) - \frac{i-1}{n} \right| \tag{1.2.26}$$

$$D = \text{Max}(D^+, D^-) \tag{1.2.27}$$

K-S 적합도시험의 기본적인 개념은 출력값의 누적분포와 예상누적분포함수의 차이가 특정한 값 D_c 이

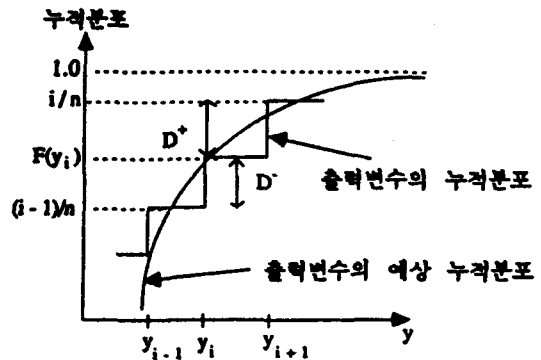


그림 1.2.5 Kolmogorov-Smirnov 적합도 시험

표 1.2.3 D의 변환과 D_c의 값

누적분포함수	D의 변환식	유의수준 α에 따른 D _c 값				
		0.15	0.10	0.05	0.025	0.01
특정한 함수 F(y)	$D \times (\sqrt{n} + 0.12 + \frac{0.11}{\sqrt{n}})$	1.138	1.224	1.358	1.480	1.626
정규분포 F(y) (μ, σ : 미지수)	$D \times (\sqrt{n} - 0.001 + \frac{0.85}{\sqrt{n}})$	0.775	0.819	0.895	0.955	1.035
지수함수 F(y) (θ : 미지수)	$(D - \frac{0.2}{n}) \times (\sqrt{n} + 0.26 + \frac{0.5}{\sqrt{n}})$	0.926	0.990	1.094	1.190	1.308

하일 때 출력변수는 예상분포함수 f(y)를 따른다고 판단하자는 것이다. D_c는 유의수준 α, 관측값의 수 그리고 예상분포함수가 무엇인가에 따라 결정되는 값이며, 표 1.2.3에 주어져있다.

제3절 PCT 불확실도 정량화 방법

1. 개요

통계적 불확실도의 분석 방법은 분석 대상, 사용되는 계산 코드 및 입력력 변수가 무엇인가에 따라 여러가지 방법들을 각 단계에서 다양하게 적용할 수 있으며, 각각의 방법들은 나름대로의 장점과 단점을 갖고 있으므로 수행하고자 하는 일의 성격에 맞는 적절한 방법을 선택하여야 한다. 일반적으로 불확실도 분석에서 정량화해야 할 불확실도는 크게 다음의 세 가지로 분류될 수 있다. 첫 번째는 계산 코드의 입력 변수에 대한 불확실도이다. 입력변수의 불확실도가 적절하게 잘 평가되었을 때 불확실도 분석의 정량화는 의미를 갖는다고 할 수 있다. 두 번째는 계산 코드의 불확실도이다. 계산 코드는 특정한 원자로 계통의 거동에 대해서 정확한 추정을 할 수 있어야 한다. 따라서 적절한 실험 결과나 다른 계산 코드와의 비교를 통해서 그 불확실도가 정량화되어야 한다. 마지막으로 불확실도 분석의 최종 목표인 출력값의 불확실도이다. 출력값의 불확실도는 입력변수의 불확실도와 계산 코드의 불확실도를 적절하게 결합함으로써 평가되어야 한다.

본 절에서는 비상노심냉각계통(Emergency Core Cooling System: ECCS)의 설계 기준사고인 원자로 냉각재 상실사고(Loss-of-Coolant Accident:

LOCA)시의 첨두피복재 온도(Peak Cladding Temperature: PCT)를 예측하기 위해 최적 추정 계산 방법을 사용할 때의 불확실도 정량화 방법을 제시하고자 한다. PCT의 예측에 있어서 불확실도 요인은 크게 다음의 두 가지로 분류할 수 있다. 첫째는 계산 코드에서 사용되는 모델이나 상관식들에 의한 불확실도와 계산 코드의 기본 구조, 즉 수치적 모델 또는 계산 모델에 의한 불확실도이다. 두 번째는 코드 계산을 위해서 설정되는 초기 조건, 경계 조건, 사고 진행, 핵 연료봉의 상태 등에 의한 불확실도이다. 본 절에서는 주로 첫 번째 종류의 불확실도, 특히 개별 모델이나 상관식들의 불확실도에 의한 PCT의 불확실도 평가에 중점을 두며, PCT에 중요한 영향을 미치는 개별 모델들이 적절하게 선정되었다고 가정하고, 개별 모델의 불확실도 평가로부터 최종적인 PCT 불확실도 분포와 PCT_{95%}를 결정하는 절차를 중점적으로 기술한다. [4~7]

2. 불확실도 분석의 절차 및 방법

1) 입력 변수(주요 개별 모델)의 결정

개별 모델의 불확실도에 기초하여 PCT 불확실도 분포 및 95% PCT를 결정하는데 있어서 가장 중요한 첫 단계는 평가 대상에 포함될 개별모델, 곧 입력 변수를 결정하는 일이다. 이는 PCT를 결정하는 주요 현상 및 과정에 대한 PIRT(Phenomena Identification and Ranking Table)의 정확한 작성으로부터 비롯된다. [6, 15, 16]

2) 입력 변수(개별 모델)의 불확실도 평가

PCT에 대한 영향이 클 것으로 판단되는 개별 모델 또는 상관식들이 결정되고 나면 우선 이들의 불확실도가 평가되어야 한다. 개별 모델의 불확실도를 평가하는 가장 보편적인 방법은 실험 데이터와의 비교 평가일 것이다. 이 경우 사용되는 실험 데이터는 원자로 조건과 비교하여 사용 타당성이 입증되어야 하고, 특히 원자로 조건에서 벗어나는 데이터가 사용되는 경우 그 영향이 적절하게 반영되어야 한다. 그리고 평가에 있어서 이상치의 취급에 유의해야 한다. 이상치란 실험을 할 때 측정계의 오차나 현상에 대한 잘못된 이해, 또는 기타 불명확한 이유로 인해 예상 밖의 큰 값이나 작은 값을 실험 결과로 얻은 것을 말하는데, 이러한 것들을 적절히 처리하고 계산값과 비교해야 불확실도가 제대로 평가된다. 따라서 모든 데이터를 사용하여 일단 불확실도를 평가한 후, 불확실도 분포(분포 형태, 평균값, 표준 편차 등)를 고려하여 설정된 일정한 범위를 벗어나는 것들은 이상치로 간주하여 제외하고, 나머지 데이터들만으로 평가한 결과를 입력 변수의 불확실도로 사용하는 것이 바람직하다.

한편 적절한 실험 자료가 너무 적거나 구할 수 없는 개별 모델이 있을 수 있다. 이 경우에는 광범위한 문헌 조사를 통해 적절한 불확실도 분포를 도출해야 할 것이다.

RELAP5/MOD2 등 대표적인 최적 평가 코드들의 경우는 사용된 모델 및 상관식의 적합성 및 정확도를 평가한 자료들이 있으므로, 실험 데이터들을 이용하여 직접적인 평가를 수행하는 대신 이들 자료를 이용할 수도 있을 것이다.

일반적으로 불확실도 범위가 좁은 입력 변수는 계산값과 실험값이 잘 일치하는 것이므로 PCT의 불확실도에 미치는 영향이 비교적 적을 것으로 판단할 수 있다. 반대로 불확실도 범위가 넓은 입력 변수는 계산값과 실험값이 잘 일치하지 않는 것이므로 PCT의 불확실도에 미치는 영향이 비교적 클 것으로 판단할 수 있다. 그러나 때로는 좁은 범위의 불확실도를 갖는 입력 변수라도 정량적인 영향은 의외로 클 수 있는 반면에 넓은 범위의 불확실도를 갖는 입력 변수라도 정량적인 영향은 의외로 작을 수도 있으므로 정확한 평가는 아직 내릴 수 없다.

3) 표본 추출점의 구성

일단 입력변수의 불확실도가 평가되고 나면, 그에 따라 PCT의 불확실도 평가가 진행되어야 한다. 그런데 대형 최적 평가 코드를 사용할 때 Monte Carlo 방법을 바로 적용하여 수 백 또는 수 천번의 계산을 통해서 각 입력변수가 PCT의 분포에 미치는 영향을 파악한다는 것은 시간과 비용이 너무 많이 소모되기 때문에 불가능하다. 따라서 계산 코드를 대신하여 PCT를 계산할 수 있는 단순화된 모델을 구성하거나 적절한 방법을 통해 코드 계산횟수를 줄이는 것이 필수적이다.

단순화된 모델의 구성을 위해서 흔히 사용되는 방법이 실험계획법이다. 이 경우 본 연구의 예시 계산에서와 같이 입력변수가 9개일 때 이 방법을 사용하려면, 이차의 회귀식을 구하기위한 계산수가 상수항을 위한 1회의 계산, 일차항들을 위한 9회의 계산, 제곱항들을 위한 45회의 계산을 모두 합하여 최소한 56회의 계산이 필요하다. 그러나 모든 입력변수의 일차나 이차항들이 PCT에 영향을 줄 것으로 생각되지는 않으므로, 계단식 회귀분석법을 이용하면 완전한 이차의 회귀식보다 훨씬 적은 수의 항으로 구성되면서도 PCT를 잘 예측할 수 있는 단순 모델의 구성이 가능할 것이다.

일반적으로 n 개의 관측값으로 구성할 수 있는 회귀식은 최대 $n-1$ 차(또는 $n-1$ 개의 항)라는 것과 너무 많은 수의 계산을 수행할 수 없음을 고려할 때, 단순 모델의 구성을 위한 표본 추출점의 구성은 입력변수들의 상관관계를 최소로 유지하면서, 각 입력변수의 불확실도 분포를 잘 반영할 수 있고, 여러 수준의 입력값을 선택함으로써 단순 모델의 구성시에 이차 이상의 고차항까지도 고려할 수 있는 Latin Hypercube 방법이 적절할 것으로 판단된다. 대부분의 입력변수가 정규분포가 아니며 실험값과 계산값의 비를 바로 불확실도 분포로 사용해야 하는 관계로 순위 상관계수를 표본 추출점들의 적합성 평가를 위한 기준으로 사용한다. 이 방법에 대해서는 앞 절에서 상세하게 설명하였다.

4) 코드 계산

구성된 표본 추출점들에 따라 최적 추정 코드를 사용하여 PCT를 계산하여야 한다.[6, 15, 16]

5) 단순 모델의 구성

Latin Hypercube 표본 추출법에 따른 코드 계산 결과로부터 단순 모델을 구성할 때는 회귀 분석에서 PCT에 가장 영향을 많이 미치는 입력변수를 하나씩 모델에 포함시키는 방법이 바람직하다. 이는 모든 입력변수에 대해 이차항까지 한꺼번에 모델에 포함시킬 수 있을 만큼 충분한 수의 계산을 하지 않기 때문이며, 실제로 모든 항들이 유효한 영향을 주는 변수는 아니기 때문이다. 그러나 이 방법을 사용할 경우에 각각의 입력변수들이 여러 수준에서 계산되었기 때문에 (계산횟수-1)개의 항(일차, 이차 및 일차항의 곱 등)까지는 모델에 포함시킬 수 있다. [9, 11]

6) PCT의 불확실도 평가

계산 코드를 대신하는 단순 모델을 이용하여 Monte Carlo 방법에 의해 PCT의 분포를 만들고 이를 이용하여 PCT의 불확실도를 평가한다. 그러나 PCT의 불확실도에 영향을 미치는 것으로는 선택된 입력변수들을 제외하고도 여러 가지가 있을 수 있으며, 또한 영향이 적을 것으로 생각하여 제외되었던 것들이 상호작용에 의해 큰 영향을 미칠 수도 있다. 따라서 PCT의 불확실도 평가를 위해서는 입력변수로 선택된 것들 이외의 것들에 의한 종합적인 영향도 함께 평가되어야 한다.

7) 요약

PCT의 계산을 위한 전체적인 절차는 다음과 같으며, 그림 1.3.1에 전체적인 PCT 불확실도 분석 절차를 나타내었다.

- 실험 결과들과의 비교 등을 통해서 선택된 개별모델 및 상관식들의 불확실도를 정량화하여 입력변수로 사용한다.
- 정량화된 불확실도에 따라, 단순모델의 구성을 위해서 Latin Hypercube 방법에 의한 계산 Matrix를 만든다.
- 계산결과에 따라 회귀분석을 통하여 단순모델을 구성한다.
- 단순화된 모델에 Monte Carlo 방법을 적용하여 입력변수의 분포에 의한 영향을 파악하고, 정량화한다.
- 입력변수 이외의 것들에 의한 종합적인 불확실도

를 정량화한다.

○ 불확실도를 결합하여 PCT의 값을 추정한다. 이렇게 추정된 PCT의 값을 사고시의 제한치와 비교함으로써 과거의 보수적인 계산에 의한 방법보다 신뢰성 있는 평가 결과를 얻을 수 있다.

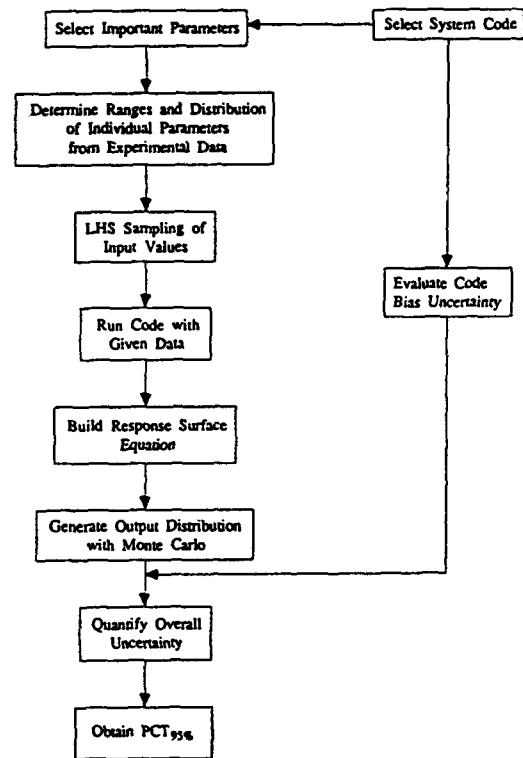


그림 1.3.1 PCT의 불확실도 분석 절차

제2장 개별 모델 평가 및 RELAP5/MOD2를 이용한 예시 계산

제1절 예시 계산 개요

통계적 불확실도의 분석 방법은 분석대상, 사용되는 계산코드 및 입출력 변수가 무엇인가에 따라 여러 가지 방법들을 각 단계에서 다양하게 적용할 수 있으며, 각각의 방법들은 나름대로의 장점과 단점을 갖고 있으므로 수행하고자 하는 일의 성격에 맞는 적절한 방법을 선택하여야 한다. 분석의 절차는 앞에서 이미 설명하였으므로 자세한 설명은 생략하고 이번 예시계산이 갖는 한계점에 대해서만 간략히 기술한

다.

1. 입력변수의 결정

일차적으로 입력변수로 고려한 것들이라도 이를 바로 입력변수로 결정하기에 앞서 그들의 개별적인 정량적 영향을 먼저 평가해 보아야 한다. 개별 영향이 충분한 정도로 PCT에 미치는 것으로 판단될 때 비로소 입력변수가 적절히 결정되었다고 할 수 있다.

2. 입력변수의 불확실도 평가

입력변수의 불확실도 평가는 앞에서 설명하였듯이 개별모델 및 상관식들에 대해서 계산값과 실험값의 비교를 통해서 평가되었다.[17] 따라서 불확실도 범위가 좁은 입력변수는 계산값과 실험값이 잘 일치하는 것이므로 개별모델이나 상관식의 불확실도가 PCT의 불확실도에 미치는 영향이 비교적 적을 것으로 판단할 수 있다. 반대로 불확실도 범위가 넓은 입력변수는 계산값과 실험값이 잘 일치하지 않는 것이므로 개별모델이나 상관식의 불확실도가 PCT의 불확실도에 미치는 영향이 비교적 클 것으로 판단할 수 있다. 그러나 좁은 범위의 불확실도를 갖는 입력변수라도 정량적인 영향은 의외로 클 수 있는 반면에 넓은 범위의 불확실도를 갖는 입력변수라도 정량적인 영향은 의외로 작을 수 있기 때문에 가장 먼저 수행되어야 할 것은 선택된 입력변수들의 불확실도 범위가 PCT에 미치는 개별적인 영향을 정량적으로 평가하여서 입력변수의 불확실도가 적절하게 평가되었는지 확인하는 작업이다.

또한 적절한 실험자료의 부족이나 현상에 대한 명확한 이론이 정립되지 않은 것들에 대해서는 임의로 상당히 큰 불확실도 범위를 설정하였다. 따라서 예시계산의 결과는 현재까지의 자료로 평가된 불확실도만을 포함하는 것이므로 추후의 지속적인 보완에 따라 상당한 정도로 달라질 수 있다.

3. 표본추출점의 구성

일반적으로 많은 수의 계산에 의한 평가가 더 많은 정보를 얻을 수 있다는 것을 고려할 때 18번의 계산만으로는 PCT의 불확실도를 분석하기에는 부족하다고 할 수 있다. 그러나 이번 예시계산에서처럼 많은 수의 입력변수가 개입되고 PCT의 계산 수가 적

을 경우에는 실험계획법이나 기타 다른 방법에 의해 표본추출점을 만들기에 적지않은 문제들이 발생한다. 따라서 입력변수의 상호 공분산이 거의 없으면서 적은 수의 표본추출으로도 상당한 정보를 얻을 수 있는 장점을 갖는 Latin Hypercube 표본추출을 통해 어느 정도 이러한 문제를 해결할 수 있다.

그러나 추후의 PCT 평가에서는 가능한 한 많은 수의 계산을 하는 것이 더욱 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 생각된다.

4. PCT의 계산

최적 평가 전산 코드를 사용하여 불확실도를 분석하고자 할 경우에는 일반적으로 불확실도를 갖는 입력변수를 제외한 다른 경계 조건들은 평균값을 사용하는 것이 적절하다. 그러나 이번 예시계산에서는 고려하지 않은 개별 모델 및 상관식들 또는 경계 조건들을 대부분 한계값(Limiting Value)을 사용하였는데 이것은 한계값을 사용하면 최소한 보수적인 결과를 얻을 것으로 생각했기 때문이다. 따라서 정확한 의미에서는 이번 예시계산의 결과는 최적평가값이라고 할 수는 없다. 또한 한계값의 사용이 항상 보수적인 결과를 줄 것이라는 보장이 없기 때문에 계산 결과에 대한 해석에는 상당한 주의가 필요하다.

5. 단순모델의 구성

분산분석을 통해 단순모델을 구성하는 방법에도 여러가지가 있을 수 있다. 그러나 단지 18개의 데이터만으로 복잡한 현상의 결과인 PCT를 잘 표현하는 단순모델을 구성하는 데는 많은 한계가 있다. 특히 단순모델을 완전 이차식으로 만들기에 데이터가 너무 부족하기 때문에 불가능하다. 따라서 가장 영향이 큰 항들 몇 개만으로 구성되는 것으로 만족해야 한다. 이를 위해서 계단식 회귀분석법을 사용하였다. 이 경우의 모델 구성의 완성을 판정하는 데는 여러가지 기준이 있고 목적에 따라 때로는 서로 불일치할 수도 있다. 이번 예시계산에서는 F-test를 주요 판단 기준으로 사용하였는데 이는 입력변수의 영향의 파소를 가장 중요한 것으로 보았기 때문이다. 그리고 부차적인 판단 기준으로 결정계수 R^2 를 사용하였는데 이것은 전체 오차 또한 단순 모델의 구성을 통해 줄어들어야 하기 때문이다. 그러나 단순 모델을 구성하는 주목적이 달라지면 판단 기준도 따라서

달라지고 결국 약간씩 다른 모델이 구성될 수 있다.

6. PCT의 불확실도 평가

PCT의 불확실도에 영향을 미치는 것으로 선택된 입력변수들을 제외하고도 여러가지가 있을 수 있으며, 또한 영향이 적을 것으로 생각하여 제외되었던 것들이 상호작용에 의해 큰 영향을 미칠 수도 있다. 따라서 PCT의 불확실도 평가를 위해서는 입력변수로 선택된 것들 이외의 것들에 의한 종합적인 영향도 함께 평가되어야 한다.

예시계산에서는 RELAP5/MOD2에서 사용되고 있는 9개의 개별모델 및 상관식들의 불확실도 평가 결과를 입력변수로 사용하였다. 그러나 실제 계산코드에서 사용되고 있는 개별모델 및 상관식들은 이들 외에도 많이 있으며 고려되지 않은 것들의 영향은 첨두피복재온도(Peak Cladding Temperature: PCT)의 분석에 포함되지 않았다. 따라서 예시 계산의 결과는 9개의 개별모델 및 상관식들의 불확실도만을 포함한 것이므로 PCT의 불확실도가 부분적으로만 평가된 것이다. 고려하지 않은 개별모델 및 상관식들의 종합적인 불확실도의 영향은 별도로 평가하여, 이들 두 가지의 불확실도가 적절한 방법으로 결합했을 때 비로소 PCT의 불확실도가 완전하게 평가되었다고 할 수 있다.

제 2 절 개별 모델 평가

1. 개요

RELAP5/MOD2에서 사용되는 모델과 상관식중

에서 PCT의 계산에 가장 큰 영향을 미칠 것으로 판단되는 다음의 9개 모델과 상관식이 평가 대상으로 선정되었다. [18, 19]

- 가) 노심 붕괴열(Decay Heat) 모델 [20, 21]
- 나) Gap Conductance 모델 [22~27]
- 다) 핵연료 열전도도(Fuel Conductivity) 모델 [28~31]
- 라) 고유속(High Flow) CHF 모델 [32]
- 마) 저유속(Low Flow) CHF 모델 [32, 33]
- 바) 막비등(Film Boiling) 열전달 모델 [34~40]
- 사) 최소 막비등 온도(Minimum Film Boiling Temperature) 상관식 [41]
- 아) 증기 강제 대류 열전달 모델 [42~44]
- 자) 이상 유동의 압력 손실 모델 [45~52]

각 모델의 평가는 크게 두 가지 방법으로 수행되었다. [17] Gap Conductance, 핵연료 열전도도, 고유속 CHF, 막비등 열전달, 최소 막비등 온도 및 이상 유동의 압력손실의 경우는 KAIST 데이터 뱅크를 이용하여 모델의 불확실도를 평가하였다. 여기서는 우선 실험값과 모델이 예측하는 값의 비들을 구하고, 이들의 평균과 표준편차를 계산하였다. 이 중에서 Lognormal 분포를 가정했을 때 95%의 확률을 갖는 예측구간(Prediction Interval)을 벗어나는 값들은 실험 결과에 대한 신뢰도가 없다고 판단할 수 있다. 따라서 나머지 값들만으로 다시 평균, 표준편차 및 분포형태를 계산하는 방식으로 각 모델들에 대한 불확실도를 평가하였다.

이 밖에 노심 붕괴열 모델, 저유속 CHF 모델 및 증기 강제 대류 열전달 모델은 문헌 조사를 통해서

표 2.2.1 개별모델 및 상관식들의 불확실도 평가 결과

변수명	기호	데이터수	분포형태	평균	표준편차	최소값	최대값
GAP	Z ₁	148	Raw Data	1.49862	0.54189	0.67693	3.10542
FUEL	Z ₂	115	Raw Data	1.10248	0.16173	0.88170	1.57845
DECAY	Z ₃		Normal	1.00000	0.03300		
CHF _H	Z ₄	2597	Raw Data	0.88528	0.26726	0.39310	1.72500
CHF _L	Z ₅	54	Trigonal	1.38500	0.61725	0.10400	3.05100
BLDN	Z ₆	2062	Raw Data	0.95953	0.28592	0.45178	1.79740
RFLD	Z ₇	1940	Raw Data	1.12100	0.49969	0.36998	2.61290
TMIN	Z ₈	62	Trigonal	1.08600	0.15000	0.77000	1.48800
FCONV	Z ₉		Normal	1.00000	0.12755		
TPH	Z ₁₀	191	Raw Data	1.05318	0.08154	0.88865	1.24409

불확실도를 추정하였다.

예시 계산을 위한 개별 모델 평가에서는 가능한 한 냉각재상실사고시 예측되는 원자로 조건의 실험 데이터만을 취하려고 노력하였다. 그러나 평가 결과의 정확도에 대해서는 보다 면밀한 검토가 필요하다.

2. 입력변수의 불확실도 평가 결과

각 입력변수에 대한 실험 데이터와의 비교에 의한 불확실도 평가결과는 표 2.2.1과 같다. [17] 그리고 각각의 변수명의 의미는 다음과 같다.

- GAP : Gap Conductance 모형
- FUEL : 핵연료 열전도도 모형
- DECAY : 노심 붕괴열(Decay Heat)모형
- CHFH : 고유속(High Flow Rate) CHF 모형
- CHFL : 저유속(Low Flow Rate) CHF 모형
- BLDN : 막비등(Film Boiling) 열전달 모형 (Blowdown 영역)
- RFLD : 막비등(Film Boiling) 열전달 모형 (Reflood 영역)
- TMIN : 최소 막비등 온도(Minimum Film

- Boiling Temperature) 상관식
 - FCONV : 증기 강제 대류 열전달 모형
 - TPH : 이상 유동의 압력 손실 모형
- 위의 결과를 입력변수의 불확실도로 사용하며, Small Break LOCA 및 Large Break LOCA에 대한 평가를 위한 계산표의 작성 및 그에 따른 평가 작업을 수행한다.

제3절 고리 3,4호기의 LBLOCA 검증 계산

1. 계산 Matrix 및 결과

계산 Matrix의 순위표(Rank Table)와 순위상관 계수표(Rank Correlation Coefficient Table)는 각각 표 2.3.1과 표 2.3.2로 주어졌다. 표 2.3.2에서 최대의 r_s 값은 0.3437이며 이를 표 1.2.2에서 주어진 기준값과 비교하면 유의수준이 0.05와 0.1사이임을 알 수 있다. 유의수준 0.05를 만족하므로 계산 Matrix로 채택한다. 순위 대신에 실제값을 사용하여 Large Break LOCA 시의 PCT 계산을 위한 표를 작성하고 이에 따라 계산한 결과는 표 2.3.3과 같으며

표 2.3.1 순위표

Run	GAP	FUEL	DECAY	CHFH	CHFL	FCONV	TPH	RFLD	TMIN
1	5	4	14	12	17	5	17	1	6
2	10	15	8	7	6	7	10	13	5
3	8	2	1	8	12	12	14	18	12
4	11	6	15	11	4	11	12	17	11
5	14	14	6	4	16	14	4	8	15
6	12	17	4	16	3	6	7	2	9
7	15	8	2	1	10	2	13	3	16
8	16	3	16	18	14	18	5	6	18
9	2	7	10	10	13	16	3	11	7
10	4	1	12	3	1	9	18	10	2
11	7	12	5	15	18	1	11	16	4
12	6	13	17	9	5	8	9	15	8
13	9	9	18	17	11	13	6	7	1
14	1	11	9	2	15	15	2	9	10
15	13	10	7	13	9	17	15	5	13
16	3	16	13	5	8	4	16	12	17
17	17	18	11	14	7	10	8	4	3
18	18	5	3	6	2	3	1	14	14

여기서 PCT-1은 Blowdown 영역에서의 값이며, PCT-2는 Reflood 영역에서의 값을 의미한다.

영역과 Reflood 영역에 대한 단순모델을 계단식회귀 분석법을 이용하여 구성한 결과는 표 2.3.4와 표 2.3.5와 같으므로 PCT는 다음과 같이 구성된다.[12]

2. 단순모델의 구성

계산결과를 이용하여 LBLOCA시에 Blowdown

$$\text{Blowdown PCT} = 1446.95 - 39.9X_2 - 17.3X_5 - 36.0X_1X_4 + 21.0X_5X_9$$

표 2.3.2 순위상관계수표

	GAP	FUEL	DECAY	CHF	CHFL	FCONV	TPH	RFLD	TMIN
GAP	1.0								
FUEL	0.0857	1.0							
DECAY	-0.2817	-0.0526	1.0						
CHF	0.2425	0.0774	0.3437	1.0					
CHFL	-0.2260	-0.0630	-0.0299	0.1393	1.0				
FCONV	-0.0299	-0.1930	0.3024	0.2136	0.2239	1.0			
TPH	-0.2446	-0.1930	0.0609	-0.0960	-0.1187	-0.3148	1.0		
RFLD	-0.2570	-0.1641	-0.0547	-0.2033	-0.1496	-0.0919	-0.0196	1.0	
TMIN	0.3271	-0.0877	-0.2735	-0.2714	0.0877	0.0980	-0.0980	-0.0031	1.0

표 2.3.3 Large Break LOCA 검증 계산을 위한 계산표 및 결과

Run	GAP	FUEL	DECAY	CHF	CHFL	FCONV	TPH	RFLD	TMIN	PCT-1	PCT-2
1	1.1124	0.9584	1.0227	0.9357	2.2671	0.9100	1.1631	0.4516	1.0039	1368.7	1781.9
2	1.4725	1.2372	0.9944	0.7806	1.0017	0.9530	1.0462	1.2506	0.9682	1477.2	1524.8
3	1.3181	0.9247	0.9459	0.8107	1.5595	1.0366	1.0971	2.1286	1.1225	1372.0	1489.7
4	1.5273	1.0036	1.0265	0.9194	0.7934	1.0238	1.0637	1.9242	1.0961	1467.5	1556.4
5	1.7664	1.1704	0.9845	0.6485	2.0490	1.0795	0.9889	0.8802	1.2444	1491.0	1513.4
6	1.5686	1.4010	0.9707	1.1798	0.6572	0.9299	1.0180	0.4640	1.0531	1524.6	1981.0
7	1.9445	1.0281	0.9546	0.4110	1.3638	0.8098	1.0840	0.6232	1.2614	1502.0	1586.6
8	1.9901	0.9497	1.0335	1.3691	1.7892	1.2178	0.9934	0.7984	1.3749	1385.2	1566.4
9	0.8716	1.0081	1.0009	0.8848	1.7134	1.1388	0.9684	1.1172	1.0103	1371.4	1525.0
10	1.0284	0.9045	1.0121	0.5981	0.3986	0.9972	1.2286	1.0382	0.9047	1433.7	1550.9
11	1.2154	1.1386	0.9793	1.0890	2.8161	0.7604	1.0619	1.7724	0.9366	1397.6	1512.5
12	1.1213	1.1472	1.0505	0.8175	0.9319	0.9665	1.0320	1.5162	1.0348	1457.3	1582.2
13	1.4158	1.0691	1.0559	1.2587	1.4554	1.0633	1.0005	0.8643	0.8416	1424.9	1539.9
14	0.7999	1.1110	0.9996	0.5717	2.0449	1.223	0.9601	0.9389	1.0898	1381.7	1527.4
15	1.6368	1.1031	0.9885	1.0158	1.2726	1.1677	1.1301	0.7457	1.1569	1453.3	1552.3
16	0.8862	1.2444	1.0168	0.7021	1.1898	0.8826	1.1528	1.2219	1.3171	1455.7	1562.0
17	2.2426	1.5292	1.0058	1.0347	1.0926	1.0140	1.0233	0.7398	0.9169	1547.8	1725.5
18	3.0311	0.9866	0.9656	0.7271	0.6344	0.8442	0.9148	1.4398	1.1988	1483.5	1511.1
Mean	1.4972	1.1064	1.0004	0.8752	1.3906	0.9954	1.0515	1.1064	1.0851	1444.12	1588.28
S.D.	0.5598	0.1664	0.0310	0.2526	0.6377	0.1260	0.0804	0.4879	0.1506	55.67	122.85

$$\text{Reflood PCT} = 1556.4 - 18.2X_7 - 19.3X_1X_7 - 63.2X_2X_3 + 59.2X_2X_4 - 95.9X_2X_5$$
 값을 사용한다.

$$X_i = \frac{Z_i - \bar{Z}_i}{S_{Z_i}} \quad (2.3.1)$$
 여기서 각각의 변수는 식 (2.3.1)에 의해 표준화된

표 2.3.4 LBLOCA시 Blowdown 영역에 대한 단순모델의 구성

Multiple R	0.94371			
R Square	0.89058			
Adjusted R Square	0.85691			
Standard Error	21.03028			
Analysis of Variance				
	Degree of Freedom	Sum of Squares	Mean Squares	
Regression	4	46796.16885	11699.04221	
Residual	13	5749.54726	442.27287	
F=26.45209		Significant F=0.0000		
Variables in the Equation				
Variable	B	S.E. of B	T	Sig. T
X ₂	39.86832	5.31529	7.501	0.0000
X ₅	-17.29375	6.18525	-2.796	0.0151
X ₁ X ₄	35.98219	8.52383	-4.221	0.0135
X ₅ X ₉	21.01994	7.89002	2.664	0.0195
Constant	1446.95098	4.99976	289.404	0.0000

표 2.3.5 LBLOCA시 Reflood 영역에 대한 단순모델의 구성

Multiple R	0.97714			
R Square	0.95479			
Adjusted R Square	0.93596			
Standard Error	31.08926			
Analysis of Variance				
	Degree of Freedom	Sum of Squares	Mean Squares	
Regression	5	244971.30282	48994.26056	
Residual	12	11598.50829	966.54236	
F=50.69024		Significant F=0.0000		
Variables in the Equation				
Variable	B	S.E. of B	T	Sig. T
X ₇	18.19055	7.76519	2.343	0.0372
X ₁ X ₇	-19.28600	6.14338	-3.139	0.0085
X ₂ X ₃	-63.24041	10.03661	-6.301	0.0000
X ₂ X ₄	59.17970	8.71134	6.793	0.0000
X ₂ X ₅	-95.93442	9.83051	-9.759	0.0000
Constant	1556.44984	7.99263	194.736	0.0000

Z_i : i번째 변수의 값
 \bar{Z}_i : i번째 변수의 평균값
 S_{Z_i} : i번째 변수의 표준편차

음과 같다.

$$\text{Blowdown PCT} = 1445.47 + 1.645 \times 68.75 = 1558.6^\circ\text{F}$$

$$\text{Reflood PCT} = 1556.15 + 1.645 \times 132.86 = 1774.7^\circ\text{F}$$

3. 불확실도 평가

구성된 단순모델을 이용하여 PCT의 불확실도를 평가하기 위하여 Monte Carlo 방법을 사용할 때 Simulation 회수에 따른 Blowdown 영역과 Reflood 영역에 대한 PCT의 평균값 및 표준편차는 표 2.3.6과 같다.

표 2.3.6에서 Simulation 회수가 5000일 때의 값이 충분한 정도로 수렴하였다고 볼 수 있으므로 이를 이용하여 LBLOCA시에 대한 PCT를 계산하면 다

그림 2.3.1과 그림 2.3.2에 Blowdown과 Reflood 영역에 대한 PCT의 분포를 나타내었다.

제 4 절 고리 1호기의 SBLOCA 검증 계산

1. 계산 Matrix 및 결과

계산 Matrix의 순위표(Rank Table)와 순위상관 계수표(Rank Correlation Coefficient Table)는 각

표 2.3.6 LBLOCA에 대한 PCT의 계산

Simulation 회 수	Blowdown(°F)		Reflood(°F)	
	평 균	표준편차	평 균	표준편차
5000	1445.49	67.60	1554.56	132.01
10000	1445.18	67.65	1555.08	132.15
50000	1445.47	68.75	1556.15	132.86

표 2.4.1 순위표

Run	GAP	FUEL	DECAY	CHFH	CHFL	FCONV	TPH	BLDN
1	3	7	14	5	13	3	12	4
2	16	6	3	10	12	12	13	8
3	9	15	7	1	15	4	4	10
4	12	11	10	14	4	9	9	2
5	11	2	13	16	6	15	15	9
6	5	4	4	9	1	1	1	1
7	6	1	15	7	11	2	2	14
8	7	14	6	6	7	14	14	5
9	3	10	9	15	9	5	5	12
10	1	9	5	8	16	7	7	7
11	13	13	11	13	8	16	16	15
12	4	16	1	12	5	6	6	11
13	15	5	2	2	3	3	3	13
14	2	12	16	4	2	11	11	16
15	14	8	8	11	10	10	10	6
16	10	3	12	3	14	8	8	3

PCT 누적확률

1271.3	0.01000	*****
1277.5	0.01116	**
1283.6	0.01234	**
1289.8	0.01374	***
1296.0	0.01540	***
1302.1	0.01752	****
1308.3	0.02012	*****
1314.4	0.02264	*****
1320.7	0.02574	*****
1326.7	0.03036	*****
1333.0	0.03530	*****
1339.0	0.04110	*****
1345.2	0.04782	*****
1351.4	0.05666	*****
1357.5	0.06670	*****
1363.7	0.07910	*****
1369.8	0.09372	*****
1376.0	0.11186	*****
1382.1	0.13332	*****
1388.3	0.15734	*****
1394.4	0.18602	*****
1400.6	0.21894	*****
1406.8	0.25642	*****
1412.9	0.29456	*****
1419.1	0.33512	*****
1425.2	0.37860	*****
1431.4	0.42182	*****
1437.5	0.46558	*****
1443.7	0.50944	*****
1449.8	0.55152	*****
1456.0	0.59346	*****
1462.2	0.63480	*****
1468.3	0.67188	*****
1474.5	0.70670	*****
1480.6	0.73988	*****
1486.8	0.76756	*****
1492.9	0.79350	*****
1499.1	0.81534	*****
1505.3	0.83776	*****
1511.4	0.85696	*****
1517.6	0.87412	*****
1523.7	0.88966	*****
1529.9	0.90308	*****
1536.0	0.91568	*****
1542.2	0.92804	*****
1548.3	0.93784	*****
1554.5	0.94606	*****
1560.7	0.95364	*****
1566.8	0.96018	*****
1573.0	0.96494	*****
1579.1	0.96936	*****
1585.3	0.97332	*****
1591.4	0.97734	*****
1597.6	0.98018	*****
1603.7	0.98272	*****
1609.9	0.98482	****
1616.1	0.98648	***
1622.2	0.98826	***
1628.4	0.99000	***
1839.6	1.00000	*****

그림 2.3.1 LBLOCA시 Blowdown 영역에서의 PCT 분포

PCT 누적확률

1170.0	0.01000	*****
1183.3	0.01122	*
1196.5	0.01242	*
1209.8	0.01404	**
1223.1	0.01560	**
1236.4	0.01760	**
1249.6	0.01940	**
1262.9	0.02198	***
1276.2	0.02514	***
1289.4	0.02834	***
1302.7	0.03220	****
1316.0	0.03642	****
1329.2	0.04126	*****
1342.5	0.04706	*****
1355.8	0.05340	*****
1369.0	0.06088	*****
1382.3	0.06950	*****
1395.6	0.08024	*****
1408.9	0.09206	*****
1422.1	0.10480	*****
1435.4	0.12004	*****
1448.7	0.13892	*****
1461.9	0.15982	*****
1475.2	0.18488	*****
1488.5	0.21594	*****
1501.7	0.25242	*****
1515.0	0.29518	*****
1528.3	0.34892	*****
1541.6	0.41586	*****
1554.8	0.49680	*****
1568.1	0.57696	*****
1581.4	0.64148	*****
1594.6	0.69498	*****
1607.9	0.73858	*****
1621.2	0.77588	*****
1634.4	0.80692	*****
1647.7	0.83344	*****
1661.0	0.85596	*****
1674.2	0.87544	*****
1687.5	0.89126	*****
1700.8	0.90570	*****
1714.1	0.91736	*****
1727.3	0.92776	*****
1740.6	0.93692	*****
1753.9	0.94498	*****
1767.1	0.95152	*****
1780.4	0.95694	*****
1793.7	0.96186	*****
1806.9	0.96648	*****
1820.2	0.97014	****
1833.5	0.97402	****
1846.8	0.97684	***
1860.0	0.97996	***
1873.3	0.98216	**
1886.6	0.98378	**
1899.8	0.98542	**
1913.1	0.98708	**
1926.4	0.98872	**
1939.6	0.99000	*
2636.5	1.00000	*****

그림 2. 3.2 LBLOCA시 Reflood 영역에서의 PCT 분포

각 표 2.4.1과 표 2.4.2로 주어졌다. 표 2.4.2에서 최대의 r_s 값은 0.3324이며 이를 표 1.2.2에서 주어진 기준값과 비교하면 유의수준이 0.05와 0.1사이임을 알 수 있다. 유의수준 0.05를 만족하므로 계산 Matrix로 채택한다. 순위 대신에 실제값을 사용하여 Small Break LOCA 시의 PCT 계산을 위한 표를 작성하고 이에 따라 계산한 결과는 표 2.4.3과 같으며 여기서 PCT-1은 Blowdown 영역에서의 값이며, PCT-2는 Heat-Up 영역에서의 값을 의미한다.

2. 단순모델의 구성

계산결과를 이용하여 SBLOCA시의 Blowdown 영역과 Heat-Up 영역에 대해서 계단식회귀분석법을 이용하여 구성된 단순모델은 표 2.4.4와 표 2.4.5와 같으므로 PCT는 다음과 같이 구성된다. [12]

$$\begin{aligned} \text{Blowdown PCT} &= 1707.19 - 68.38X_3 \\ &\quad + 207.28X_3X_5 \\ \text{Heat-Up PCT} &= 1156.1 - 34.6X_1 - 129.6X_2 - \\ &\quad 36.0X_4 + 107.6X_5^2 \end{aligned}$$

표 2.4.2 순위상관계수표

	GAP	FUEL	DECAY	CHFH	CHFL	FCONV	TPH	BLDN
GAP	1.0							
FUEL	-0.2294	1.0						
DECAY	-0.1324	-0.2588	1.0					
CHFH	0.0529	-0.0147	-0.0059	1.0				
CHFL	0.0147	-0.0588	0.1059	-0.2441	1.0			
FCONV	0.2765	-0.1559	0.0853	0.2765	-0.1176	1.0		
TPH	0.3324	-0.1912	0.3000	0.3118	0.0618	0.0176	1.0	
BLDN	-0.1059	-0.1941	0.1765	-0.0265	0.1118	0.1206	0.0059	1.0

표 2.4.3 Small Break LOCA 검증계산을 위한 계산표 및 결과

Run	GAP	FUEL	DECAY	CHFH	CHFL	FCONV	TPH	BLDN	PCT-1	PCT-2
1	1.4157	1.0239	1.0325	0.7152	1.9411	0.8805	1.0956	0.6946	1806.3	1317.7
2	2.6784	1.0112	0.9628	0.9116	1.8206	1.1652	1.1344	0.9555	1631.1	1634.9
3	1.4976	1.4065	0.9947	0.4736	2.4218	0.9931	0.9874	1.0364	1671.8	1155.8
4	1.6896	1.1393	1.0053	1.1271	0.9077	1.0941	1.0420	0.5787	-	1138.2
5	1.5922	0.9079	1.0271	1.5503	1.0536	1.0119	1.1806	0.9811	-	1748.2
6	1.0742	0.9539	0.9767	0.8624	0.4068	1.0555	0.9254	0.4856	-	1882.2
7	1.1941	0.8978	1.0437	0.8045	1.6509	1.1206	0.9620	1.2456	-	1095.6
8	1.2814	1.2720	0.9839	0.7508	1.1242	0.8881	1.1449	0.7680	1785.0	1222.2
9	0.9571	1.1188	1.0033	1.3270	1.4215	0.9653	0.9946	1.1406	-	1120.5
10	0.8185	1.0869	0.9811	0.8383	2.6359	0.8432	1.0231	0.8688	-	1162.7
11	1.8048	1.2200	1.0108	1.0542	1.3067	1.2254	1.2135	1.3505	-	1047.1
12	1.0537	1.4578	0.9479	1.0485	0.9292	1.0219	1.0031	1.0846	-	1029.7
13	2.4752	0.9898	0.9522	0.5308	0.7868	0.9292	0.9753	1.2010	-	1039.3
14	0.8735	1.1685	1.0517	0.6695	0.5296	0.9536	1.0744	1.4594	-	1534.0
15	2.0708	1.0649	0.9975	0.9462	1.4723	0.7774	1.0595	0.8210	-	1152.3
16	1.5170	0.9314	1.0198	0.6028	2.1122	1.0696	1.0286	0.6629	1817.7	1297.8
Mean	1.4996	1.1032	0.9994	0.8883	1.4076	0.9997	1.0528	0.9584	-	1286.1
S.D.	0.5467	0.1688	0.0311	0.2867	0.6536	0.1209	0.0824	0.2816	-	267.91

표 2.4.4 SBLOCA시 Blowdown 영역에 대한 단순모델의 구성

Multiple R	0.99724			
R Square	0.99449			
Adjusted R Square	0.98897			
Standard Error	8.93219			
Analysis of Variance				
	Degree of Freedom	Sum of Squares	Mean Squares	
Regression	2	28780.54004	14390.27002	
Residual	2	159.56796	79.78398	
F=180.36540		Significant F=0.0055		
Variables in the Equation				
Variable	B	S.E. of B	T	Sig. T
X ₃	-68.38039	13.00286	-5.259	0.0343
X ₃ X ₅	207.28032	17.49540	11.848	0.0070
Constant	1707.19033	5.05905	337.453	0.0000

표 2.4.5 SBLOCA시 Heat-Up 영역에 대한 단순모델의 구성

Multiple R	0.99973			
R Square	0.99946			
Adjusted R Square	0.99799			
Standard Error	12.01668			
Analysis of Variance				
	Degree of Freedom	Sum of Squares	Mean Squares	
Regression	11	1076096.81491	97826.98317	
Residual	4	577.60259	144.40065	
F=677.46914		Significant F=0.0000		
Variables in the Equation				
Variable	B	S.E. of B	T	Sig. T
X ₁	-34.62797	5.45447	-6.349	0.0032
X ₂	-129.58824	3.47519	-37.290	0.0000
X ₄	-35.98219	8.52383	-4.221	0.0135
X ₅ ²	107.59622	6.17198	17.433	0.0001
X ₁ X ₅	281.81485	10.09879	27.906	0.0000
X ₁ X ₈	48.35928	8.17572	5.915	0.0041
X ₂ X ₄	-77.81199	6.11125	-12.733	0.0002
X ₂ X ₅	-117.01566	6.59366	-17.747	0.0001
X ₃ X ₄	193.38515	14.12103	13.695	0.0002
X ₃ X ₆	-63.08854	7.09651	-8.890	0.0009
X ₅ X ₆	-86.30079	11.99138	-7.197	0.0020
Constant	1156.10268	6.04897	191.124	0.0000

$$\begin{aligned}
 &+ 281.8X_1 X_5 + 48.4X_1 X_8 \\
 &- 77.8X_2 X_4 - 117.0X_2 X_5 \\
 &+ 193.4X_3 X_4 - 63.1X_3 X_6 - 86.3X_5 X_6
 \end{aligned}$$

3. 불확실도 평가

구성된 단순모델을 이용하여 PCT의 불확실도를 평가하기 위하여 Monte Carlo 방법을 사용할 때 Simulation 회수에 따른 Blowdown 영역과 Heat-Up 영역에 대한 PCT의 평균값 및 표준편차는 표 2.4.6과 같다.

표 2.4.6에서 Simulation 회수가 50000일 때의 값이 충분한 정도로 수렴하였다고 볼 수 있으므로 이를 이용하여 SBLOCA시에 대한 PCT를 계산하면 다음과 같으며, 그림 2.4.1과 그림 2.4.2에 PCT의 분포를 나타내었다.

$$\begin{aligned}
 \text{Blowdown PCT} &= 1706.66 + 1.645 \times 223.41 \\
 &= 2074.17^\circ\text{F}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Heat-Up PCT} &= 1257.06 + 1.645 \times 454.79 \\
 &= 2005.19^\circ\text{F}
 \end{aligned}$$

제3장 결론

제1절 논의

단순 모델의 구성 결과를 보면, 모델에 포함되는 것들이 의외로 적은 수임을 알 수 있다. 그 이유로는 다음의 두 가지인 것으로 판단된다. 1) PCT에 영향을 크게 미치지 않는 개별 모델이나 상관식들이 포함

되었다. 이 문제는 단일 변수의 영향에 대한 평가에 근거하여 입력변수를 선택하면 피할 수 있는 문제이다. 2) 비록 개별 영향이 크기 때문에 입력 변수로 선택하였지만, 다른 입력 변수와 종속관계가 존재하기 때문에 단순 모델의 구성 단계에서 포함되지 않은 것이다.

이번 예시계산에서는 IET 결과와의 비교 데이터는 고려되지 않았다. 그러나 IET에 대한 코드 계산의 정확도에 대한 평가 결과는 개별 모델과 상관식에 의해 평가되는 PCT 계산 결과의 타당성을 평가하는 데 있어서 가장 중요한 근거가 된다. 이 부분에 대해서는 TRAC를 사용하여 평가한 보고서를 참고로 하면 될 것이다. 그리고 이번 예시계산에서는 그 타당성이 완전히 입증되지 않은 9개의 개별 모델 및 상관식들의 불확실도만 고려된 것이므로 실제 발전소에 대한 결과로 이해되어서는 안될 것이다.

또한 본 예시계산에서는 계산의 편의상 많은 변수들에 대해서 한계값(Limiting Value)를 사용하였는데 이것이 상당히 높게 예측되는 PCT(표 2.4.7참고)의 가장 큰 이유일 것으로 판단된다.

제2절 결론

본 연구는 한국원자력안전기술원 주도로 수행되고 있는 한국형 비상노심냉각계통 평가 모델 개발 공동 연구의 일부로 수행되었으며, 열수력 데이터뱅크의 구축과 예시 계산을 위한 개별 모형 평가, PCT 불확실도 정량화를 위한 통계적 분석 방법의 개발에 중

표 2.4.6 SBLOCA에 대한 PCT의 계산

Simulation 회 수	Blowdown(°F)		Heat-Up(°F)	
	평 균	표준편차	평 균	표준편차
5000	1708.79	220.58	1256.59	452.36
10000	1704.12	224.97	1254.71	454.67
50000	1706.66	223.41	1257.06	454.79

표 2.4.7 PCT 계산 결과의 요약

	LBLOCA		SBLOCA	
	Blowdown	Reflood	Blowdown	Heat-Up
평 균	1445.47	1556.15	1706.66	1257.06
표준편차	68.75	132.86	223.41	454.79
95% PCT	1558.6	1774.7	2074.17	2005.19

PCT 누적확률

1069.6	0.01000*****
1091.6	0.01156*
1113.6	0.01310*
1135.6	0.01502**
1157.6	0.01724**
1179.6	0.01972**
1201.6	0.02286***
1223.7	0.02622***
1245.7	0.02988***
1267.7	0.03394***
1289.7	0.03814****
1311.7	0.04362****
1333.7	0.04920****
1355.7	0.05586****
1377.7	0.06334****
1399.7	0.07156****
1421.8	0.08110****
1443.8	0.09238****
1465.8	0.10528****
1487.8	0.11980****
1509.8	0.13594****
1531.8	0.15584****
1553.8	0.17696****
1575.8	0.20138****
1597.9	0.22940****
1619.9	0.26340****
1641.9	0.30280****
1663.9	0.35092****
1685.9	0.41138****
1707.9	0.50670****
1729.9	0.59610****
1751.9	0.65614****
1774.0	0.70390****
1796.0	0.74080****
1818.0	0.77306****
1840.0	0.80094****
1862.0	0.82536****
1884.0	0.84800****
1906.0	0.86588****
1928.0	0.88138****
1950.1	0.89476****
1972.1	0.90766****
1994.1	0.91936****
2016.1	0.92868****
2038.1	0.93768****
2060.1	0.94492****
2082.1	0.95184****
2104.1	0.95718****
2126.2	0.96250****
2148.2	0.96660****
2170.2	0.97098****
2192.2	0.97484****
2214.2	0.97756****
2236.2	0.98044****
2258.2	0.98284****
2280.2	0.98512****
2302.3	0.98698****
2324.3	0.98838****
2346.3	0.99000****
3207.9	1.00000*****

그림 2.4.1 SBLOCA시 Blowdown 영역에서의 PCT 분포

PCT	누적확률
64.2	0.01000*****
107.5	0.01126**
150.9	0.01318***
194.3	0.01522***
237.7	0.01756***
281.1	0.02050****
324.4	0.02394*****
367.8	0.02750*****
411.2	0.03182*****
454.6	0.03664*****
497.9	0.04276*****
541.3	0.04954*****
584.7	0.05680*****
628.1	0.06578*****
671.4	0.07634*****
714.8	0.08882*****
758.2	0.10238*****
801.6	0.11782*****
845.0	0.13664*****
888.3	0.15858*****
931.7	0.18402*****
975.1	0.21326*****
1018.5	0.24646*****
1061.8	0.28468*****
1105.2	0.32876*****
1148.6	0.37930*****
1192.0	0.43420*****
1235.3	0.48928*****
1278.7	0.54498*****
1322.1	0.59986*****
1365.5	0.64806*****
1408.8	0.69084*****
1452.2	0.72992*****
1495.6	0.76348*****
1539.0	0.79256*****
1582.4	0.81706*****
1625.7	0.84032*****
1669.1	0.85934*****
1712.5	0.87554*****
1755.9	0.89144*****
1799.2	0.90484*****
1842.6	0.91680*****
1886.0	0.92728*****
1929.4	0.93646*****
1972.7	0.94452*****
2016.1	0.95224*****
2059.5	0.95810*****
2102.9	0.96320*****
2146.3	0.96768*****
2189.6	0.97148*****
2233.0	0.97474*****
2276.4	0.97748****
2319.8	0.97998****
2363.1	0.98218***
2406.5	0.98410***
2449.9	0.98600***
2493.3	0.98770**
2536.6	0.98900**
2580.0	0.99000*
5197.5	1.00000*****

그림 2.4.2 SBLOCA시 Heat-Up 영역에서의 PCT 분포

점을 두었다. [15~17]

열수력 데이터 뱅크는 Gap Conductance, 핵연료 열전도도, 임계 열유속, 막비등 열전달, 최소 막비등 온도, 이상 유동의 압력 손실, 금속-물 반응 등 7개 분야에 대해 구축되었다. 각 데이터 뱅크에 이를 이용하여 모델을 평가할 수 있는 FORTRAN 프로그램을 갖추어져 있다. 현재 수집되어 있는 열수력 데이터는 일부 분야의 경우 넓은 범위에 걸친 충분한 데이터로 볼 수 있으나, 좁은 운전 영역만을 포함하고 있는 것도 있다. 따라서 데이터 뱅크의 지속적인 보완이 요구된다.

PCT 불확실도 정량화를 위해서는 우선적으로 현재 사용 가능한 여러 방법들을 비교 검토한 후, LOCA 검증 계산에 적합하다고 판단되는 방법론을 도출하였다. 여기서는 Latin Hypercube 방법과 반응표면법의 결합에 의해 단순 모델을 구성하고, Monte Carlo 방법을 적용하여 95% PCT를 계산하는 방법을 제시하고, 계산 수행 상에 고려해야 할 여러가지 유의점에 대해 논의하였다.

개발된 불확실도 정량화 방법에 따른 예시 계산은 최적 평가 전산코드인 RELAP5/MOD2를 사용하여 수행되었다. 적용 사고 시나리오는 고리 3, 4호기 LBLOCA와 고리 1호기 SBLOCA가 선정되었다. KAIST에서는 예시 계산을 위한 개발 모델의 불확실도 평가와 이에 따른 RELAP5/MOD2 계산표 작성, 코드 계산 결과로부터 95% PCT를 추정하는 작업을 수행하였다. 전반적으로 볼 때 예시 계산은 시간 및 컴퓨터 부하 등의 제약으로 여러가지 한계를 안고 수행되었는데, 그 과정에서 최적 계산 방법에 따른 ECCS 평가시 해결해야 할 여러 문제들이 확인되었다. 예시 계산에서 직접 고려하지 못했거나 실제 규제 계산에 적용할 경우 개선되어야 할 부분에 대해서는 각 단계에서 논의하였다. 따라서 예시 계산의 과정 및 결과는 함께 기술된 제한점을 고려하고 해석되어야 할 것이다.

참고문헌

1. "Acceptance Criteria for Emergency Core Cooling Systems for Light Water Nuclear Power Reactors," 10 CFR 50.46(1988).
A Comparison of Uncertainty and Sensitivity

Analysis Techniques for Computer Models, NUREG/CR-3904, SAND 84-1461(1985).

2. *Appendix K Relief Using Best Estimate Methods: The Revised LOCA/ECCS Rule(Proc. of EPRI Workshop), EPRI(1988).*
3. Boyack, B. et al., Quantifying Reactor Safety Margins, NUREG/CR-5249 (EGG-2552) R4(1990).
4. Compendium of ECCS Research for Realistic LOCA Analysis, NUREG-1230, USNRC(1987).
5. "ECCS Evaluation Models," 10 CFR 50, App. K(1974).
"Topical Issue on Quantifying Reactor Safety Margins," *Nucl. Eng. Des.*, Vol. 119, 1-117(1990).
Part 1: An Overview of the Code Scaling, Applicability, and Uncertainty Evaluation Methodology.
Part 2: Characterization of Important Contributors to Uncertainty.
Part 3: Assessment and Ranging of Parameters.
Part 4: Uncertainty of LBLOCA Analysis Based on TRAC-PF1/MOD1.
Part 5: Evaluation of Scale-Up Capabilities of Best Estimate Codes.
Part 6: A Physically Based Method of Estimating PWR Large Break Loss of Coolant Accident PCT.
7. USNRC, Best-Estimate Calculations of Emergency Core Cooling System Performance, Regulatory Guide 1.157(1989).
8. A Comparison of Uncertainty and Sensitivity Analysis Techniques for Computer Models, NUREG/CR-3904 SAND 84-1461(1985).
9. Cohran, W.G. and Cox, G.M., *Experimental Designs*, Wiley, New York(1957).
G.J. McRae, J.W. Tilden and J.H.Seinfeld,
10. "Global Sensitivity Analysis-A Computational Implementation of the Fourier Amplitude Sensitivity Test(FAST)," *Comp. & Chem. Eng.*, Vol. 6, p 15(1982).

11. Iman, R.L. and Shortencarier, R.L., A Fortran 77 Program and User's Guide for the Generation of Latin Hypercube and Random Samples for Use with Computer Models, NUREG/CR-3624 SAND 83-2365 RG(1984).
12. Norušis, M.J., *SPSS/PC⁺ for the IBM PC/XT/AT*, SPSS Inc.(1986).
13. Sachs, L., *Applied Statistics: A Handbook of Techniques*, 2nd ed., Springer-Verlag, New York Inc.(1984).
14. Scheaffer, R.L. and McClave, J.T., *Probability and Statistics for Engineers*, 2nd ed., Boston, Duxbury(1986).
15. 비상노침 냉각 계통 평가방법 개발 및 응용, KINS/GR-009, KINS(1990).
ECCS 평가에 사용되는 열수력 모델의 불확실
16. 성 규명 및 한국형 ECCS EM 설립, KINS/GR-010, KINS(1990).
17. 한국형 ECCS 평가모델 확립을 위한 통계적 분석 방법 개발, 개별 모델 평가 및 열수력 데이터 뱅크의 구축, KINS/GR-011, KINS(1990).
18. Ransom, V.H. and Wagner, R.J., *RELAP5MOD2 Code Manual*, Volumes 1 and 2, NUREG/CR-4312, EGG-2396(1985).
19. Dimenna, R.A. et al., *RELAP5MOD2 Models and Correlations*, NUREG/CR-5194, EGG-2531-R4(1988).
20. American National Standard for Decay Heat Power in Light Water Reactors, ANSI/ANS-5.1-1979, American Nuclear Society(1979).
21. RELAP5/MOD2 Code Manual, Vol. 1, 225-223(1984).
RELAP5/MOD2 Code Manual Vol.1: Code Structure, System Models and Solution
22. Methods, EGG-SAAM-6377.
Ross, A.M. and R.L. Stoute, Heat Transfer
23. Coefficient between UO₂ and Zircaloy-2 AECL-1552(1962).
24. Lanning, D.D. et al, Statistical Analysis and Modeling of Gap Conductance Data for Reactor Fuel Rods Containing UO₂ Pellets, BNWL-1832(1974).
25. GEGAP-III: A Model for the Prediction of Pellet Cladding Thermal Conductance in BWR Fuel Rods, NEDO-20181(1973).
26. Jacobs, G. & N. Todreas, "Thermal contact conductance in reactor fuel elements," *Nucl. Sci. Eng.*, Vol. 50(1973).
27. Lanning, D.D. & C.R.Hann, Review of Methods Applicable to the Calculation of Gap Conductance in Zircaloy-Clad UO₂Fuel Rods, BNWL-1894(1975).
28. Biasi, L. et al., "Studies on Burnout Part 3," *Energia Nucleare*, Vol. 14, 530-536(1967).
29. MATPRO-Version 11: A Handbook of Materials Properties for Use in the Analysis of Light Water Reactor Fuel Rod Behavior, NUREG/CR-0497.
30. RELAP4/MOD6 User's Manual, EY-76-C-07-1570.
31. International Panel of Experts, Thermal Conductivity of Uranium Dioxide, IAEA Technical Report Series 59(1965).
32. Avedesian, C.F. and Griffith, P., Critical Heat Flux in Counter-Current Flow, Report No. 80670-84, Engineering Projects Lab., Dept. Mechanical Engineering, MIT(1974).
33. Ramu, K. and Weisman, J., "Transition Boiling Heat Transfer to Water in a Vertical Annulus," *Nucl. Eng. Des.*, Vol. 40, 285(1977).
34. Bromley, L.A., "Heat Transfer in Stable Film Boiling," *Chemical Engineering Progress* 46, 221-227(1950).
35. Dittus, F.W. and Boelter, L.M.K., "Heat Transfer in Automobile Radiators of the Tubular Type," *Publications in Engineering* 2, University of California, Berkeley, 443-461(1930).
36. Sellars, J.R., Tribus, M. and Klein, J.S., "Heat Transfer to Laminar Flows in a Round Tube or Flat Conduit: The Graetz Problem Extended," *Trans. ASME* 78, 441(1956).
37. Bayley, F.J., "An Analysis of Turbulent Free Convection Heat Transfer," *Proc. Inst. Mech.*

- Eng.* 169, 20, 361(1955).
38. Sun, K.H., Gonzales-Santalo, J.M. and Tien, C.L., "Calculations of Combined Radiation and Convection Heat Transfer in Rod Bundles Under Emergency Cooling Conditions," *Journal of Heat Transfer*, 414-420(1976).
 39. Weisman, J., *Studies of Transition Boiling Heat Transfer at Pressure from 1-4 Bar*, EPRI Report NP-1899(1981).
 40. Dougall, R.S. and Rohsenow, W.M., *Film Boiling on the Inside of Vertical Tubes with Upward Flow of the Fluid at Low Qualities*, MIT Report 9079-76(1963).
 41. Groeneveld, D.C. and Stewart, J.C., "The Minimum Film Boiling Temperature for Water During Film Boiling Collapse," *Proc. of 7th Int. Heat Transfer Conf.*, Paper No. FB37(1982).
 42. Dittus, F.W. and Boelter, L.M.K., *Univ. of California(Berkeley) Publ. Eng.*, Vol. 2,433(1930).
Dimenna, R.A. et al., RELAP5/MOD2 Models and Correlations, NUREG/CR-5194, EGG-2531-R4(1988).
 43. Malina, J.A. and Sparrow, E.M., "Variable-Property, Constant-Property, and Entrance Region Heat Transfer Results for Turbulent Flow of Water and Tl in a Circular Tube," *Chem. Eng. Sci.*, Vol. 19, 953(1964).
 44. Sleichev, C.A. and Rouse, M.W., "A Convenient Correlation for Heat Transfer to Constant and Variable Property Fluids in Turbulent Pipe Flow," *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol. 18, 677(1975).
 45. Lockhart, R.W. and Martinelli, R.C., "Proposed Correlation of Data for Isothermal Two-Phase, Two Component Flow in Pipes," *Chemical Engineering Progress* 45, 1, 39-48(1949).
 46. Chisholm, D., "A Theoretical Basis for the Lockhart Martinelli Correlation for Two-Phase Flow," *J. Heat Mass Transfer* 10 (1967).
 47. Chaxton, K.T., Collier, J.G. and Ward, J.A., H.T.F.S.: Correlation for Two-Phase Pressure Drop and Void Fraction in Tubes, AERE-R7162(1972).
 48. Colebrook, C.F., "Turbulent Flow in Pipes with Particular Reference to the Transition Region Between Smooth and Rough Pipe Laws," *J. Institution Civil Engineers* 11, 133-156(1939).
 49. Bowring, R.W., "Physical Model, Based on Bubble Detachment, and Calculation of Steam Voidage in the Subcooled Boiling of a Heated Channel," (December 1962).
 50. Martinelli, R.C. and Nelson, D.B., "Prediction of Pressure Drop during Forced Circulation Boiling of Water," *Trans. ASME J. of Heat Transfer*, Vol.70, 695(1964).
 51. Thom, J.R.S., "Prediction of Pressure Drop during Forced Circulation Boiling Heat Transfer," *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol.7, 709(1964).
 52. Baroczy, C.J., A Systematic Correlation for Two-Phase Pressure Drop, AICHE Reprint 37 Presented at 8th National Heat Transfer Conference, Los Angeles, (August 1965).