

## Sensitivity Analysis for Input Parameters of a Radiological Dose Assessment Model (U. S. NRC Model) for Ingestion Pathways

Won Tae Hwang, Kyung Suk Suh, Eun Han Kim, Young Gil Choi and  
Moon Hee Han

Korea Atomic Energy Research Institute

### 오염 음식물에 의한 피폭선량 평가모델 (U. S. NRC 모델)의 입력변수에 대한 민감도분석

황원태 · 서경석 · 김은한 · 최영길 · 한문희  
한국원자력연구소

(2000년 6월16일 접수, 2000년 11월23일 채택)

**Abstract** - The sensitivity analysis of input parameters was performed for an ingestion dose assessment model (U. S. NRC's Regulatory Guide 1.109 model) from routine releases of radionuclides. In this study, three kinds of typical Korean foodstuffs (rice, leafy vegetables, milk) and two kinds of radionuclides ( $^{137}\text{Cs}$ ,  $^{131}\text{I}$ ) were considered. The values of input parameters were sampled using a Latin hypercube sampling technique based on Monte Carlo approach. Sensitivity indices, which represent the influence or the importance of input parameters for predictive results, were quantitatively expressed by the partial rank correlation coefficients. As the results, the ratio of the interception fraction to the yield of agricultural plants and the human consumption rate were sensitive input parameters for the considered foodstuffs and radionuclides. Additionally, in case of milk, the transfer factor of radionuclides from animal intake to milk and the daily intake rate of feedstuffs were sensitive input parameters. The weathering removal half-life and the delay time from food production to human consumption were relatively sensitive for  $^{137}\text{Cs}$  and  $^{131}\text{I}$  depositions, respectively.

**Key Words** : sensitivity analysis, input parameter, sensitivity index, ingestion pathway

**요약** - 원자력 시설의 정상 운영중 오염 음식물 섭취에 의한 피폭선량 평가모델 (미국 원자력규제위원회 규제지침 1.109 모델)의 입력변수에 대한 민감도 분석을 3가지 음식물 (쌀, 엽채류, 우유)과 2가지 핵종 ( $^{137}\text{Cs}$ ,  $^{131}\text{I}$ )에 대해 수행하였다. 입력변수 값의 표본추출은 Monte Carlo 방법에 근거한 Latin hypercube sampling 기법을 사용하였다. 모델 예측결과에 대한 입력변수의 영향력 또는 중요도를 나타내는 민감도지수는 partial rank correlation coefficient에 의해 정량적으로 나타났다. 평가결과, 고려된 음식물과 핵종에 대해 농작물의 수율에 대한 차단계수의 비와 음식물의 소비율은 중요한 입력변수로 나타났다. 그외 우유의 경우 사료에서 우유로의 전달계수와 젖소의 사료 섭취율도 한 중요한 입력변수로 나타났다.  $^{137}\text{Cs}$  침적의 경우에는 기후에 의한 핵종의 제거 반감기가,  $^{131}\text{I}$  침적의 경우에는 생산에서 소비까지의 지연시간이 상대적으로 중요한 입력변수였다.

**중심어** : 민감도 분석, 입력변수, 민감도 지수, 섭취경로

## 서 론

원자력시설의 정상 운영중 대기로 방출된 방사성 물질은 환경내 여러 경로를 거쳐 인체로의 방사능 피해를 주게 된다. 실제 환경에서 핵종이동

은 물리적으로 매우 복잡하여 수학적으로 완전히 나타낼 수 없을 뿐 아니라 수학적 모델에서 요구되는 변수 값의 시간과 공간에 따른 다양한 변화로 피폭선량 평가모델의 예측결과는 불가피하게 많은 불확실성을 내포하고 있다. 따라서 모델에

대한 입력변수의 민감도 분석 (sensitivity analysis) 은 예측결과에 대한 불확실성을 줄임으로써 결과에 대한 신뢰성을 향상시킬 뿐 아니라 입력변수 자료수집에 소요되는 막대한 비용과 시간 절약을 위해서도 중요한 과정이다.

환경으로 방출된 방사성 물질로부터 받게되는 일반인에 대한 피폭선량 평가모델은 미국 원자력 규제위원회 (U. S. NRC)의 규제지침 (Regulatory Guide) 1.109[1]에 잘 정립되어 있으며, 방사성물질은 농작물의 잎에 직접 침적되어 음식을 오염시키거나 또는 지표에 침적되어 오염된 토양으로부터 뿌리흡수를 통해 음식을 오염시킨다. 이러한 환경에서의 핵종이동을 신뢰성있게 모사하기 위해서는 많은 부지특성 입력자료가 요구되는데, 자료수집에 대한 실험적 한계로 이들 변수값과 예측 결과는 넓은 범위의 불확실성을 내포하고 있다.

본 연구에서 Monte Carlo 방법의 한 기법으로 Latin hypercube sampling 기법[2]을 사용하여 미국 원자력규제위원회의 규제지침 1.109에 제시된 원자력시설의 정상 운영중 오염 음식물에 의한 피폭선량 평가모델의 입력변수에 대한 민감도 분석을 수행하였다. 민감도 지수는 표본 추출된 각 입력변수 값의 크기 순위 (ranking)에 근거한 partial ranking correlation coefficient (PRCC)로 나타났다.

**재료 및 방법**

**오염 음식물섭취에 의한 피폭선량 평가모델**

미국 원자력규제위원회의 규제지침 1.109에 제시된 피폭선량 평가모델은 원자력시설의 정상운영에 따른 시설의 건전성과 주민의 방사능 피해를 평가하기 위해 가장 널리 사용되며, 농작물내 방사성물질의 농도는 다음 식으로 평가된다[1].

$$C = d \left[ \frac{r [1 - \exp(-(\lambda_d + \lambda_w) t_e)]}{Y (\lambda_d + \lambda_w)} + \frac{B_v [1 - \exp(-\lambda_d t_b)]}{p \lambda_d} \right] \quad (1)$$

여기서,

- C : 농작물내 방사성물질의 농도 (Bq dry-kg<sup>-1</sup>)
- d : 평균 방사성물질의 침적을 (Bq/(m<sup>2</sup>·d)<sup>-1</sup>)
- r : 농작물의 가식부에 의해 차단되는 핵종의

분율

- Y : 지상위 가식부의 수율 (dry-kg m<sup>-2</sup>)
- λ<sub>d</sub> : 방사능 붕괴상수 (d<sup>-1</sup>) (= ln2/T<sub>1/2,d</sub>)
- T<sub>1/2,d</sub> : 핵종의 반감기 (d)
- λ<sub>w</sub> : 환경적 요소에 의한 핵종의 제거율 (d<sup>-1</sup>) (= ln2/T<sub>w</sub>)
- T<sub>w</sub> : 환경요소에 의한 핵종의 제거반감기 (d)
- t<sub>e</sub> : 오염된 공기로 농작물이 노출된 기간 (d)
- B<sub>v</sub> : 작물/토양 농도비 ((Bq/kg-dry plant) (Bq/kg-dry soil)<sup>-1</sup>)
- p : 토양 뿌리층의 유효 표면밀도 (kg m<sup>-3</sup>)
- t<sub>b</sub> : 오염된 공기로 토양이 노출된 시간 (d)

식 (1)에서 오른쪽 첫 번째 항은 잎표면에 침적된 방사성물질에 의한 음식물의 오염을, 두 번째 항은 오염된 토양으로부터 뿌리흡수에 의한 음식물의 오염을 나타낸다. 오염된 음식을 소비함으로써 인체으로 받게되는 피폭선량은 다음 식으로 계산된다[1].

식물성 식품 :

$$D = C \times D_f \times V \times e^{-\lambda_d t_h} \quad (2)$$

동물성 식품 :

$$D = C \times Q \times F_m \times D_f \times V \times e^{-\lambda_d t_h} \quad (3)$$

여기서,

- D : 피폭선량 (Sv yr<sup>-1</sup>)
- D<sub>f</sub> : 선량환산인자 (Sv Bq<sup>-1</sup>)
- V : 음식물 소비율 (kg-dry yr<sup>-1</sup>)
- Q : 젖소의 사료섭취율 (kg-dry d<sup>-1</sup>)
- F<sub>m</sub> : 사료에서 우유로의 핵종의 전이계수 (d L<sup>-1</sup>)
- t<sub>h</sub> : 생산에서 소비까지의 시간 (d)

**민감도 분석 방법론**

모델 입력변수에 대한 민감도 분석을 위해 먼저 입력변수 값의 분포형태, 값의 범위, 입력변수간 상관관계 등 각 변수의 특성을 고려하여 입력변수

값을 표본 추출한다. 이를 위해 Monte Carlo 방법에 근거한 Latin hypercube sampling 기법은 적은 수의 표본 추출로도 모집단의 특성을 잘 반영할 수 있어 최근에 널리 이용되고 있다[3]. 각 변수에 대해 표본 추출된 값은 변수의 상관관계를 고려하여 순서대로 세트 (set)를 구성하며 모델에 입력되어 해당 세트에 대한 결과를 얻는다. 입력변수 값의 세트와 해당 결과를 사용하여 모델결과에 대한 입력변수 값의 선형관계를 나타내는 민감도 지수를 구한다. 민감도 지수는 표본 추출된 입력변수와 결과를 가공하지 않은 값 (raw data)을 사용하여 구하는 방법과 값의 크기에 따른 순위를 사용하여 구할 수 있다. 전자에 근거한 민감도 지수를 partial correlation coefficient (PCC)라 하며, 후자에 근거한 민감도 지수를 partial rank correlation coefficient (PRCC)라 한다. PRCC에 근거한 민감도 지수는 보다 최근에 개발된 방법으로 입력변수의 분포가 정규분포를 갖지 않을 경우와 입력변수에 대해 결과가 선형적 관계를 갖지 않는 경우에 결과에 대한 신뢰성이 보다 높으며 또한 이러한 방법은 입력변수의 극한값에 의한 결과의 영향을 줄이는데 보다 유용하다. 입력변수  $X_1$  과  $X_2$  (해당 출력결과  $Y$ )의 순위  $r_x$  간의 단순 상관관계를 나타내는 Spearman's rho ( $\rho$ )는 다음과 같이 나타낼 수 있다[2].

$$\rho_{12} = \frac{\sum \left( r_{x_1} - \frac{n+1}{2} \right) \left( r_{x_2} - \frac{n+1}{2} \right)}{\sqrt{\sum \left( r_{x_1} - \frac{n+1}{2} \right)^2 \sum \left( r_{x_2} - \frac{n+1}{2} \right)^2}} \quad (4)$$

여기서  $n$  은 입력변수의 표본 추출 개수를 나타낸다. 여러 입력변수가 있는 경우 다른 모든 입력변수의 영향을 배제하고 어떤 한 특정한 입력변수에 대한 결과의 상관관계를 나타내는 PRCC는 다음과 같이 상관 행렬 ( $R$ )과 역상관 행렬 ( $R^{-1}$ )을 통해 얻을 수 있다[2].

$$X_1 \quad X_2 \quad Y$$

$$R = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1k} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \cdots & \rho_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k1} & \rho_{k2} & \cdots & \rho_{kk} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$R^{-1} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1k} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{k1} & b_{k2} & \cdots & b_{kk} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$PRCC_{ij \cdot (all \ others)} = -\frac{b_{ij}}{\sqrt{b_{ii} b_{jj}}} \quad (7)$$

PRCC는 -1과 1 사이의 값을 가지며, 절대값이 1에 가까울수록 입력변수 값의 변화에 대한 결과의 영향이 높다는 것을 의미한다.

예측결과에 대한 입력변수의 불확실성 기여는 각 입력변수에 대한 PRCC를 제공하고 100%로 정규화 (normalizing)함으로써 평가될 수 있다[4].

### 결과 및 고찰

미국 원자력 규제위원회의 규제지침 1.109에 제시된 오염 음식물 섭취에 의한 피폭선량 평가모델의 입력변수에 대한 민감도 분석을 수행하였다. 본 연구에서는 3 종류 (쌀,엽채류,우유)의 우리나라 대표적 음식물, 장·단감기의 대표적 핵종인  $^{137}\text{Cs}$  ( $T_{1/2,d}=30\text{년}$ )과  $^{131}\text{I}$  ( $T_{1/2,d}=8\text{일}$ )이 고려되었다. 표 1은 민감도 분석을 위해 선택된 입력변수와 해당 변수값의 분포형태 및 범위 등을 나타냈다[5,6,7]. 변수값의 분포형태와 범위는 실험을 통해 보고되고 있는 여러 문헌으로부터 선택되었으며, 그렇지 못한 변수에 대해서는 저자의 주관적 판단에 근거하였다. 핵종의 붕괴상수와 선량 환산인자는 일정한 값을 갖는다고 가정하였다. 여러 문헌에서 제시된 실험자료는 다양한 조건에 따른 결과로 입력변수간 상관관계는 무시하였다. 선택된 각 입력변수 값은 Latin hypercube sampling 기법으로 500개씩 표본추출되었으며, 민감도 지수는 PRCC로 나타냈다.

그림 1과 그림 2는  $^{137}\text{Cs}$ 과  $^{131}\text{I}$  침적으로 오염된 쌀의 소비로 받게되는 피폭선량에 대한 입력변수의 PRCC와 불확실성 기여를 나타냈다. 농작물의 수율에 대한 차단분율의 비와 음식물의 소비율은 두 핵종 모두 중요한 입력변수 (PRCC > 0.6)로

Table 1. Characteristics of input parameters considering in this study.

Input parameter	Units	Distribution type	Rice		Leafy vegetables		Milk (pasture)	
			$^{137}\text{Cs}$	$^{131}\text{I}$	$^{137}\text{Cs}$	$^{131}\text{I}$	$^{137}\text{Cs}$	$^{131}\text{I}$
$r/Y$	$\text{m}^2 \text{ dry-kg}^{-1}$	LN	1.0 - 4.0	1.0 - 4.0	1.0 - 4.0	1.0 - 4.0	1.0 - 4.0	1.0 - 4.0
$T_w$	d	LN	10.5 - 27.0	6.5 - 13.0	10.5 - 27.0	6.5 - 13.0	10.5 - 27.0	6.5 - 13.0
$t_e$	d	N	135 - 170	135 - 170	70 - 100	70 - 100	135 - 170	135 - 170
$p$	$\text{kg m}^{-2}$	N	230 - 290	230 - 290	260 - 320	260 - 320	150 - 200	150 - 200
$t_b$	d	N	5500-18000	5500-18000	5500-18000	5500-18000	5500-18000	5500-18000
$t_h$	d	N	7 - 21	7 - 21	0 - 3	0 - 3	0 - 4	0 - 4
$B_v$	dimensionless	LN	$1.0\text{E-}3$ - $1.0\text{E-}1$	$2.0\text{E-}4$ - $2.0\text{E-}3$	$1.9\text{E-}2$ - $1.7$	$2.0\text{E-}4$ - $2.0\text{E-}3$	$1.1\text{E-}2$ - $1.1$	$3.4\text{E-}4$ - $3.4\text{E-}2$
$F_m$	$\text{d L}^{-1}$	LN	-	-	-	-	$2.5\text{E-}3$ - $1.6\text{E-}2$	$2.7\text{E-}3$ - $3.5\text{E-}2$
$Q$	$\text{dry-kg d}^{-1}$	N	-	-	-	-	6 - 25	6 - 25
$V$	$\text{dry-kg yr}^{-1}$	N	60 - 200	60 - 200	2 - 5	2 - 5	10 - 40	10 - 40

LN : lognormal distribution N : normal distribution

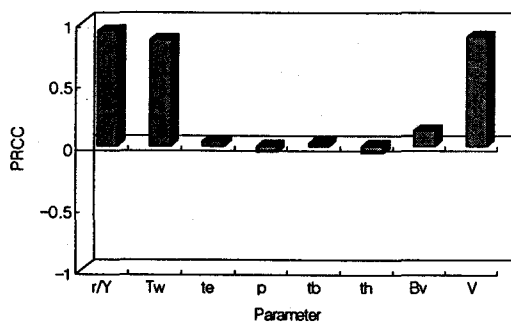
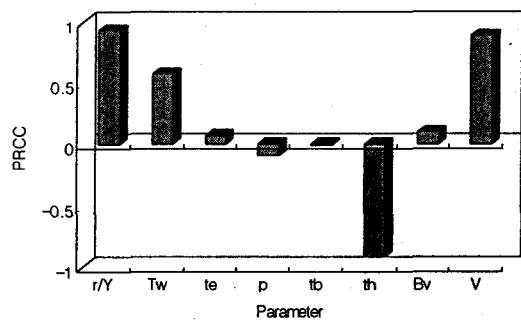
(a)  $^{137}\text{Cs}$  deposition(b)  $^{131}\text{I}$  deposition

Fig. 1. Partial Rank Correlation Coefficient (PRCC) of input parameters for the contamination of rice.

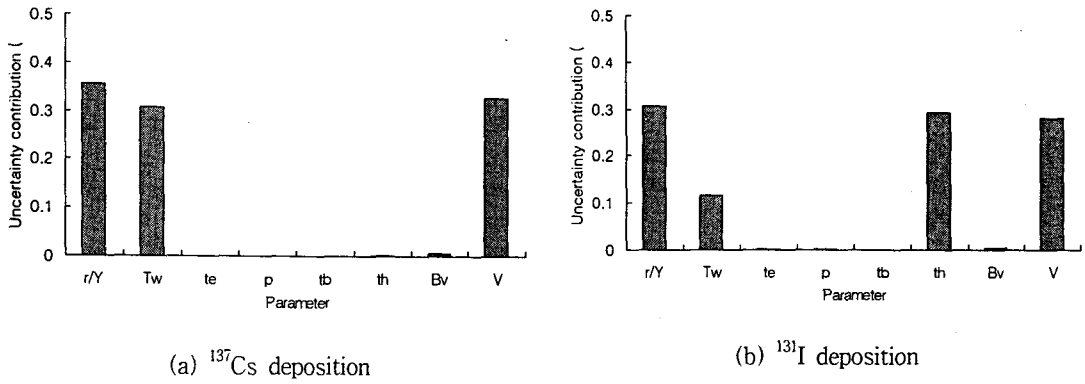


Fig. 2. Uncertainty contribution of input parameters for the contamination of rice.

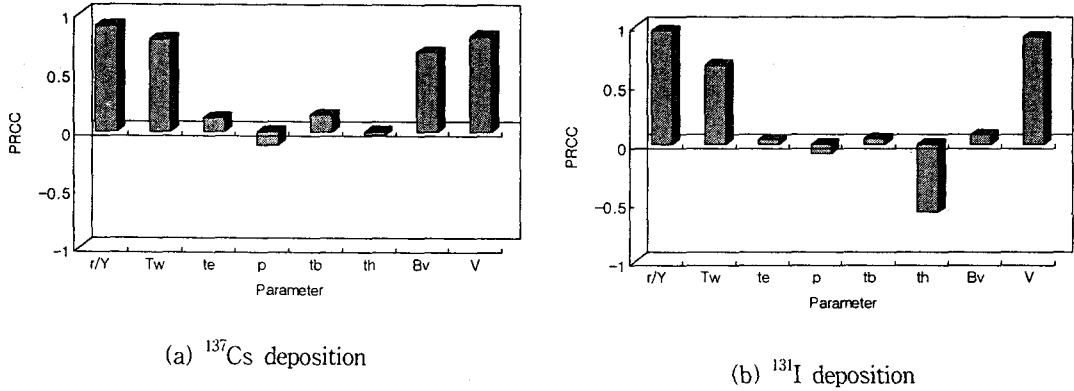


Fig. 3. Partial Rank Correlation Coefficient (PRCC) of input parameters for the contamination of leafy vegetables.

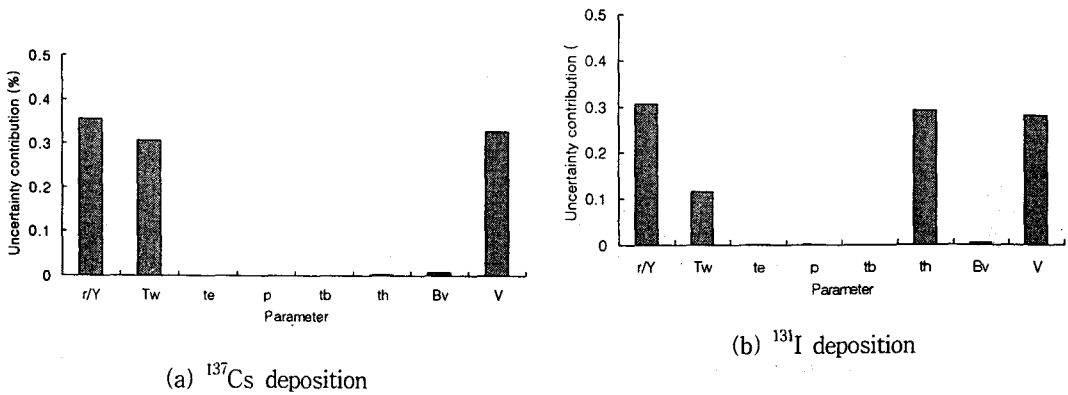


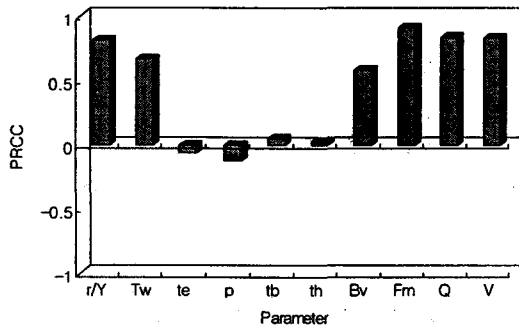
Fig. 4. Uncertainty contribution of input parameters for the contamination of leafy vegetables.

나타났다. 두 변수의 불확실성 기여는  $^{137}\text{Cs}$  침적에 대해 각각 36%, 33%를,  $^{131}\text{I}$  침적에 대해 각각 31%, 28%를 차지하였다. 그의  $^{137}\text{Cs}$  침적의 경우에는 기후에 의한 핵종의 제거 반감기 (불확실성 기여도 31%)가, 그리고  $^{131}\text{I}$  침적의 경우에는 짧은 반감기로 생산에서 소비까지의 지연시간 (불확실성 기여도 29%)이 중요한 입력변수로 나타났다.

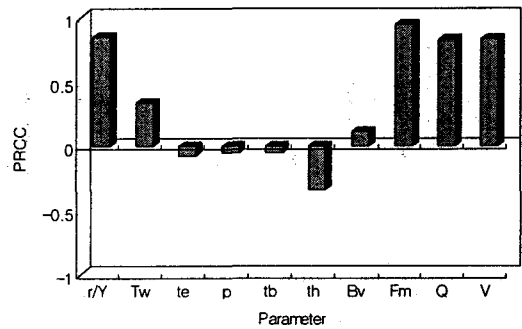
그림 3과 그림 4는  $^{137}\text{Cs}$ 과  $^{131}\text{I}$  침적으로 오염된 우유 소비로 받게되는 피폭선량에 대한 입력변수의 PRCC와 불확실성 기여를 나타냈다. 전반적으로 쌀의 경우와 비슷한 경향을 보였다. 그러나  $^{137}\text{Cs}$  침적의 경우 토양이 오염된 공기로 노출된 시간, 토양 뿌리층의 유효 표면밀도와 같은 뿌리흡수에 의한 오염 관련 변수의 영향이 쌀의 경

우에 비해 상대적으로 높았으며, 특히 뿌리흡수에 의한 농축인자는 결과에 중요한 영향을 미치는 입력변수로 나타났다. 결과적으로 우유는 곡류에 비해 뿌리흡수에 의한 오염 영향이 강하다는 사실을 알 수 있다.

그림 5와 그림 6은  $^{137}\text{Cs}$ 과  $^{131}\text{I}$  침적으로 오염된 우유의 소비로 받게되는 피폭선량에 대한 입력변수의 PRCC와 불확실성 기여를 나타냈다. 농작물의 수율에 대한 차단분율의 비, 사료 (목초)에서 우유로의 핵종전이 계수, 젖소의 사료섭취율, 음식물 소비율은 두 핵종 모두 중요한 입력변수로 나타났다. 그의  $^{137}\text{Cs}$  침적의 경우에는 기후에 의한 핵종의 제거 반감기가 중요한 입력변수로 나타났다.  $^{131}\text{I}$  침적의 경우 우유의 생산에서 소비까지의

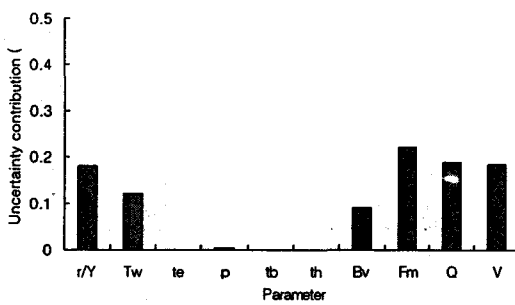


(a)  $^{137}\text{Cs}$  deposition

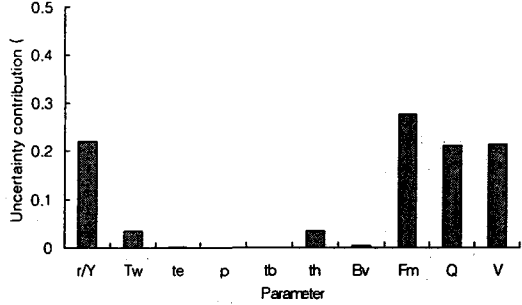


(b)  $^{131}\text{I}$  deposition

Fig. 5. Partial Rank Correlation Coefficient (PRCC) of input parameters for the contamination of milk.



(a)  $^{137}\text{Cs}$  deposition



(b)  $^{131}\text{I}$  deposition

Fig. 6. Uncertainty contribution of input parameters for the contamination of milk.

상대적 짧은 시간으로 다른 음식물에 비해 민감도 지수는 낮았다.

### 결 론

미국 원자력 규제위원회의 규제지침 1.109에 제시된 오염 음식물 섭취에 의한 피폭선량 평가모델의 입력변수에 대한 민감도 분석을 수행하였다. 분석결과, 농작물의 수율에 대한 차단계수의 비와 음식물의 소비율은 두 핵종 모두 중요한 입력변수로 나타났다. 또한 우유의 경우 사료에서 우유로의 전달계수와 젖소의 사료 섭취율도 한 중요한 입력변수로 나타났다. 그외 <sup>137</sup>Cs 침적의 경우에는 기후에 의한 핵종의 반감기가, <sup>131</sup>I 침적의 경우에는 생산에서 소비까지의 지연시간이 상대적으로 중요한 변수였다.

본 연구의 결과는 예측결과에 대한 불확실성을 줄임으로써 결과에 대한 신뢰성을 향상시킬 뿐 아니라 입력변수 자료수집에 소요되는 비용 등을 위해 중요한 자료로 제공될 수 있다.

### 감사의 글

본 연구는 과학기술부가 주관하는 원자력 중장기 연구의 일환으로 수행되었습니다.

### 참고문헌

1. U. S. Nuclear Regulatory Commission, Calculation of annual doses to man from routine

releases of reactor effluents for the purpose of evaluating compliance with 10 CFR Part 50, Appendix I, U. S. NRC Regulatory Guide 1.109 (1977).

2. R. L. Iman and W. J. Conover, "Sensitivity Analysis Techniques : Self-Teaching Curriculum", U. S. Nuclear Regulation Commission, NUREG/CR-2350, SAND81-1978 (1982).

3. R. L. Iman and J. C. Helton, "An Investigation of Uncertainty and Sensitivity Analysis Techniques for Computer Models", Risk Analysis, 8(1), 71-90 (1988).

4. W. E. Bolch, S. E. Stanford, T. E. Huston and B. K. Birky, "A Methodology for Uncertainty Analysis : Demonstration with a Simple Pathway Equation", Radiation Protection Management, 12, 55-65 (1995)

5. 이정호 외, 섭취 및 호흡에 의한 방사선 내부 피폭 선량평가 코드개발, 한국원자력연구소, KAERI/RR-998/90 (1990).

6. F. O. Hoffman and C. F. Baes III, A Statistical Analysis of Selected Parameters for Predicting Food Chain Transport and Internal Dose of Radionuclides, U. S. Nuclear Regulation Commission, NUREG/CR-1004, ORNL/NUREG/TM-282 (1979).

7. J. E. Till and H. R. Meyer, Radiological Assessment : A Textbook on Environmental Dose Analysis, U. S. Nuclear Regulation Commission, NUREG/CR-3332, ORNL-5968 (1983).