

## II. 成果刊行に関する一覧表

発表者氏名	論文タイトル名	発表誌名	巻号	ページ	出版年
緒方裕光	リスク解析における不 確実性	日本リスク研 究学会誌	19	3-9	2009

## リスク解析における不確実性\*

### Uncertainty in risk analysis

緒方 裕光\*\*

Hiromitsu OGATA

**Abstract.** We need to describe or deal with uncertainty in risk analysis because risk inherently involves chance or probability. There have been many discussions to define uncertainty in risk analysis. However, different types of uncertainty appear in risk analysis in different ways. Some of them are quantifiable by probabilities, some are not. The appropriate method to characterize the uncertainty, which can be caused by incomplete knowledge or stochastic variability, depends on the kind of its source. The most important result of considering uncertainties in risk analysis is an insight that its consideration gives to the risk assessor. This review presents the basic concepts to deal with uncertainty in risk analysis.

**Key Words:** Knowledge, Variability, Probability, Risk model, Risk assessment

#### 1. はじめに

「リスク」とは、ある事象（多くの場合、望ましくない事象）が起こる可能性の大きさ、あるいはその結果がもたらす影響の大きさなどを示す用語であり、その事象が現実には発生するかどうかは確実ではない場合に用いられる。「リスク」は本来的に不確実性を伴うものであり、「確実なリスク」というものはあり得ない。したがって、リスク解析において、この不確実性をどのように合理的に取り扱うかという問題は、きわめて本質的なテーマである。

一方、リスク解析の諸手法は、医学・生物学、環境科学、工学、社会学、経済学など様々な専門分野で用いられている。そのうちいくつかの個別の問題に関しては、リスク解析が1つの方法論として確立されている場合もある。しかし、対象とするリスクの種類によっては、複数の分野の専門家が互いに協力してリスクに対処しなければなら

ないケースも多い。このとき、専門家間で有効な議論を行うためには、そこで用いられる用語の定義、解釈、概念などに関してある程度の統一性を保つ必要がある。しかし、現時点では関係する複数の分野を横断するような共通の概念が確立されているわけではない。そのような意味で、方法論としてのリスク解析は、様々な研究や現実的な問題解決の蓄積を通じて学際的アプローチとして確立されていく分野であるといえよう。

リスク解析における「不確実性」の意味についてはこれまでに多くの議論がなされてきているが、用語の解釈という点では統一的な定義はない。本稿では、リスク解析に関係する複数の分野の専門家が共通の認識に立って議論できることを目的に、その一端としてリスク解析における不確実性の定義、種類、評価について、いくつかの代表的な考え方および概念を概説する。

\* 2009年5月18日受付, 2009年6月11日受理

\*\* 国立保健医療科学院 (National Institute of Public Health)

## 2. 不確実性とは何か

不確実性とは、ある事柄が真実であるかどうかを判断することができない状況を示し、その不確実さの程度までを含む場合もある (Haimes (2004), Aven (2003))。ただし、その事柄の種類は範囲はきわめて広く、科学的な事象から日常的な事象まで様々な概念を包含している。このように漠然とした「不確実性」に関して科学的あるいは客観的な議論を試みようとするならば、不確実性の意味を合理的に捉え、それらを取り扱うための方法論が必要である。しかし、不確実性にはいくつかの種類があり、定量的に評価できるものもあれば、そうでないものもある。従来から不確実性の程度を測る定量的指標として確率的な表現を用いることが試みられているが、そもそも「確率」自体が不確実な現象を示すために使われる用語であり、その場合には「不確実性の程度の不確実性を定量的に示す」ことになる。すなわち、2重のレベルの不確実性を表現しようとするもので、すべての種類の不確実性を定量化することはきわめて難しい。

## 3. 不確実性の分類

不確実性を生ずる原因には多くの種類があり、それによって取り扱い方が異なるため、不確実性はその原因に応じて分類されることが多い。これまでに、多くの研究者によっていくつかの種類の不確実性が提示されてきているが、原因を基準とする最も一般的な分類にしたがえば、不確実性には主に2つのタイプがある (Morgan and Henrion (1990), Hattis and Burmaster (1994), Haimes (2004), Cox (2002), Aven (2003))。

第1のタイプは、対象となるシステムや集団に関して観測される数値 (以下、観測値) に本来的に存在している差異や変動に起因する不確実性で、variability (変動性)、stochastic uncertainty (確率的な不確実性)、aleatory uncertainty (偶然的な不確実性) などとよばれる。このタイプの不確実性 (以下、変動性) は、時間または空間的な差異や変動、あるいは個体間に存在する異質性 (個体差) による「ばらつき」などから生ずる。1つのシステムや集団に関して同時に複数の種類の変動性が関与することもある。たとえば地球上の大気環境を1つのシステムとして考えれば、大気汚染に関する観測値などは、時間的および空間的な変動性の影響を同時に受ける。この変動性は、一般に観

測値の平均値、分散、標準偏差などにより定量化される。

第2のタイプは、対象となるシステム、集団、現象などに関する知識または情報の不足に起因する不確実性で、knowledge based uncertainty (知識に起因する不確実性)、epistemic uncertainty (認識論的不確実性) などとよばれる。このタイプの不確実性の主な原因は、モデルおよびモデルに使われるパラメータに関する知識や情報の不足である (Hoffman and Hammonds (1994), Haimes (2004))。また、リスク解析の結果を受けて行われる何らかの決定や判断に関する不確実性もこのタイプに含まれることがある。これらの第2のタイプの不確実性については、知識や情報を蓄積することによって小さくすることができるため、科学的知見の蓄積を不確実性の減少に役立てるという観点からは、ひじょうに重要である。よって、以下では、この第2のタイプの不確実性 (知識に起因する不確実性) について詳しく述べる (図1に不確実性の主な原因を示す)。

なお、前述の変動性には原則として知識に起因する不確実性は含まれない。単に不確実性というときには第2のタイプの不確実性を意味する場合もある (Hattis and Burmaster (1994), Vose (2000))。いずれにしても重要なことは、変動性と変動性以外の原因による不確実性を区別することである。

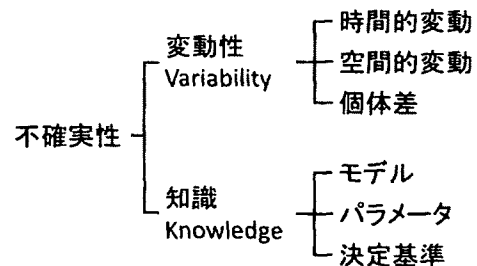


図1 不確実性の主な原因

### 3.1 モデルの不確実性

モデルとは、一般に現実世界の事象をいくつかの仮定のもとで単純化して表現したものであり、リスク解析においては、リスクとその要因との関係を数学的に表すために用いられる。この数学的モデルの要素には、1) モデルの形、2) モデルに含まれるパラメータ、3) パラメータの推定、4) モデルの適用範囲、などがある。モデルを構築す

る際に、これらの各要素に関連して知識や情報が不足していることによって不確実性を生じる。この不確実性は、構築したモデルが真の事象をどの程度正しく表現しているのか分からない状態を意味する。このモデルの不確実性の具体的な原因としては、モデルの形を過度に単純化すること（たとえば、変数間の関係が本来は非線形的関係であるのに直線的関係を適用する、など）、重要なパラメータをモデルに取り入れないこと、あるいは不必要なパラメータを取り入れること、パラメータの推定に適切でない方法を採用すること、近似的な統計的分布を利用すること、限定された条件下で設定されたモデルを条件外までに適用すること、などがある。全体の不確実性の中でこれらのモデルの不確実性が占める部分はひじょうに大きく、リスク解析の中でもきわめて重要な要素である。

### 3.2 パラメータの不確実性

モデルの中で、対象とするシステムの状態を表すために様々なパラメータが用いられる。これらのパラメータの真の値についても様々な原因により不確実性を生じる。一般にモデルのパラメータの値は、観測されたデータ（観測値）を用いて推定される。したがって、観測値が観測の対象となっている真の値を正確に反映していなければ推定されたパラメータ値が真の値かどうか分からない状態になる。そのような不確実性の最も一般的な原因の1つは「誤差（error）」である。誤差とは真の値と観測値との間の差を示し、単純にはこの値は0に近いほど望ましい。誤差にはいくつかの種類があり、そのうち、測定者側で制御することができない測定に伴う誤差を偶然誤差（random error）という（Rowe（1994））。偶然誤差は真の値を測るための測定器や観測技術が完全でないために生ずるものであり、前述の変動性、すなわち本来的に備わっている数値のばらつきとは異なる。これらの偶然誤差を求めるためには、実験計画法などを用いていくつかの条件を設定しておく必要がある。なお、測定技術の改良によって偶然誤差の大きさを限りなく小さくすることはできるが、どのように精密な測定を行ってもこの偶然誤差の存在は避けられない。一方、偶然誤差に対応して、特定の測定方法、測定器具、測定者などに起因する誤差は系統誤差（systematic error）とよばれる。これは、真の値と観測値の平均値との差で表わさ

れる場合が多く、この場合は、標本サイズをいくら大きくしてもこの系統誤差を小さくすることはできない。一般に系統誤差を小さくするためには、測定技術や方法を統一化する、あるいは補正を行う、などの方法がある。さらに、前述の2つのタイプの誤差とは別に、標本抽出に起因する標本誤差（sampling error）がある。母集団から抽出された標本（母集団の一部の集団）における観察や調査に基づいて母集団に関する様々な推定が行われるために生じる誤差であり、標本調査である限りはこれを避けることができない。ただし、標本サイズを大きくすることによってこの標本誤差を小さくすることができる。

上記の他にも、本来的に予測不可能である性質（たとえば、ある地点における風の強さや方向、空気中の微粒子の位置など）、観測に用いる指標や用語の不確かさ（Spedden and Ryan（1992））（たとえば、単に「背が高い」という言葉は客観的に背が高いことを意味しない）、などがパラメータの不確実性の原因となる。前者について、そのような予測不可能な変数をリスク解析に用いるためには、現時点での情報に基づいて何らかの数値的な仮定を置くしかない。また、後者については、このような曖昧な表現をモデルの中で用いないことでこれを取り除くことができる。

リスク解析におけるこれらのパラメータの不確実性については、それぞれの要因の影響が小さい場合でも、複数の原因が重なる場合には全体として不確実性の中で大きな割合を占めることになる。

### 3.3 決定に関する不確実性

リスク解析の結果を何らかの決定・判断に用いる際に、リスクの比較や検討の方法・基準が意思決定者間で異なる場合には、その結果に違いを生じる（Tversky and Kahneman（1974）, Howard（1988）, Byrd and Cothorn（2005））。この問題は、リスク解析の不確実性の問題というよりは意思決定者の技術や考え方の問題かもしれないが、結果的には大きな不確実性を生じることになる。たとえば、リスクを測るためにどのような指標を選ぶかというプロセスには意思決定者の主観が強く反映されることが多い。リスク指標の選択を間違えば真のリスクを見出すことはできない。また、リスクを客観的に比較するためには原則として何らかの数量化が必要である。意思決定者によってしばしば行われる典型的な数量化は、リスクを金銭

的単位に置き換えることである。しかし、たとえそれができたとしても、そのプロセスや方法に関して社会的なコンセンサスを得ることは一般には難しい。いずれにしてもリスク管理とそれにかかるコストは常に密接に関連しているので、この金銭的価値に置き換えるプロセスは現実的な問題として検討する必要がある。さらに、受け入れることができるリスクのレベルが意思決定者によって異なっている場合も不確実性の原因となる。この受容可能なリスクレベルは社会、集団、個人によって異なっており、単に意思決定者のみの問題ではなく、社会や集団全体の問題として捉える必要がある。

モデルやそれに用いられるパラメータをいかに科学的に取り扱ったとしても、その結果を利用する段階で不確実性が大きい場合には、意思決定における科学的根拠としての意義が薄れることになる。したがって、決定に関する不確実性は、リスク解析の活用という意味できわめて重要な意味を持っている。

#### 4. 不確実性の評価

これまでに述べたように不確実性には様々な種類があり、場合によっては現実に取り扱う不確実性がどの種類に該当するのかが不明の場合もある。しかし、リスク解析において重要なことは、分類方法そのものよりも不確実性の程度を合理的に把握することであり、さらにその結果が、最終的なリスク管理において不確実性を減らすこと、あるいはその原因を取り除くことに活かされることである。そのためには不確実性の大きさを合理的な方法で定量化する必要がある。以下では、不確実性の定量的な評価方法について述べる。

##### 4.1 モデルの不確実性の評価

モデルの不確実性（想定しているモデルが真実のモデルかどうか分からない状態）については、それを定量化することはひじょうに難しい。なぜならば、モデルは現実の事象を単純化したものであり本来的に完全なモデルはありえないので、もともと「真実のモデル」というものが存在しないからである。その意味では、モデルがどの程度真実に近いかを定量化することよりも、モデルを使って何を明確にするかという目的に応じて複数のモデルの中から最適なモデルを選ぶことの方が重要である。そのような方法としては、たとえば、

回帰モデルを合理的に選択する原則として、対数尤度とパラメータ数を考慮した赤池の情報量基準(AIC) (坂元他 (1993)) などがある。また、モデルの形を決めるようなパラメータを導入することによって、モデルの不確実性をパラメータの不確実性の特殊な場合とみなして評価する方法もある (Morgan and Henrion (1990))。このような例として、放射線の被ばく量とリスクとの関係を示すモデルにおいて「しきい値」(その値以下の被ばく量ではリスクがない)の有無が問題になる場合、そのモデルの中にしきい値の有無を表すパラメータ (たとえば無の場合0, 有の場合1)を取り込んだ形のモデルを構築して、実際のデータからそのパラメータを推定しその不確実性を評価するといったアプローチが考えられる。

##### 4.2 パラメータの不確実性の評価

リスク解析は、基本的に以下の手順に従う。すなわち、1) リスクの指標  $r$  を決定する、2) リスクに影響を与える可能性のあるパラメータ  $(\theta_1, \theta_2, \dots)$  とリスクとの関係をモデル化する (すなわち  $r = f(\theta_1, \theta_2, \dots)$  とおき関数  $f$  を決める)、3) そのモデルに含まれるパラメータの値を観測値から推定する、4) モデルを用いてリスク指標の値を推定する、といったプロセスを経る。リスク解析における不確実性の定量化に関しては、パラメータの不確実性について議論されることが多く、統計学あるいは確率論を基礎としていくつかの定量的な方法がすでに提示されている (Vose (2000), Bedford and Cooke (2001), Aven (2003) など)。以下では、パラメータの不確実性を中心にその定量化について、簡単な例を用いて説明する。

いま、あるシステムに関して一定期間内に初期故障が起こる事象を  $A$ 、その故障を受けてさらに別の故障が起こる事象を  $B$  とし ( $A$  が起こらなければ  $B$  は起こらない)、故障の結果生じるシステムの損害の大きさを  $Y$  で表すとする。このとき、 $A$  と  $B$  の両方が起こった場合に損害が最も大きく  $Y=1$  とし、 $A$  の後に  $B$  が起こらなかった場合には損害は中程度で  $Y=0.5$  とし、 $A$  が起こらなければ損害はないので  $Y=0$  とおくことにする。また、 $A$  が起こる確率および起こらない確率をそれぞれ  $P(A)$ ,  $P(\bar{A})$  と表し、 $B$  についても同様とする。さらに、 $A$  が起こったという条件で  $B$  が起こる確率および起こらない確率をそれぞれ  $P(B|A)$ ,  $P(\bar{B}|A)$  と表す (条件付確率)。確率

論の公式にしたがって、 $A$  と  $B$  の両方が起こる確率は  $P(A)P(B|A)$ 、 $A$  が起こって  $B$  が起こらない確率は  $P(A)P(\bar{B}|A)$  となる。ここで、 $P(A) = \pi_1$ 、 $P(B|A) = \pi_2$  とおけば、 $P(Y=1) = \pi_1\pi_2$ 、 $P(Y=0.5) = \pi_1(1-\pi_2)$ 、 $P(Y=0) = 1-\pi_1$  となる。なお  $\pi_1$ 、 $\pi_2$  は母集団の比率を示すパラメータである。

上記の例について、損害の大きさまで含めた統計学的期待値をリスク  $r$  として定義するならば、 $r = 1 \times \pi_1\pi_2 + 0.5 \times \pi_1(1-\pi_2)$  となる。一般に、リスク  $r$  は複数のパラメータ  $\theta_1, \theta_2, \dots$  の関数  $f$  を用いて  $r = f(\theta_1, \theta_2, \dots)$  と表され、 $r$  の推定値は  $\theta_1, \theta_2, \dots$  の推定値を当てはめることによって得られる。上記の例において、同様のシステムが複数個あれば ( $= n$ )、そのうち一定期間内に初期故障を起こした数 ( $= k$ ) を観測することによって  $\pi_1$  を推定することができる ( $\pi_1$  の推定値  $= k/n$ )。  $\pi_2$  についても同様であり、これらの値から最終的なリスクを推定しうる。リスク解析では、リスクと各パラメータとの関係を示すモデルを構築すること、およびそれらのパラメータを推定することが大きなテーマであり、上記の例はリスク解析の基本となるアプローチといえる。しかし、この方法はパラメータに関する点推定を用いており、不確実性は考慮されていない。以下では、パラメータの不確実性を定量化するための代表的な3つの方法について上記の例を用いて簡単に説明する。

### 1) 統計的推定による方法

パラメータの不確実性を定量化するための1つの典型的な方法は、パラメータを推定する際に点推定ではなく区間推定を用いることである。上記の例で、 $\pi_1$  を標本比率  $k/n$  で推定する際に信頼係数  $1-\alpha$  の区間推定を行うとき、 $p=k/n$  とおけば、次式により信頼区間が求められる。

$$p \pm z(\alpha/2)\sqrt{p(1-p)/n}$$

ただし、 $n$  は十分に大きいものとする。また、 $z(\alpha/2)$  は標準正規分布の片側  $\alpha/2$  点を示す。このとき、 $n$  が大きくなるほどこの信頼区間は小さくなり、すなわち不確実性も小さくなる。  $\pi_2$  についても同様に観測値から推定値とその信頼区間が得られる。なお、パラメータそのものは確率変数ではなく、ここでは標本比率に基づくパラメータ推定値の不確実性を評価していることになる。この例では、パラメータとして母集団の比率（母比率）を扱ったが、パラメータの区間推定については、母平均、母分散など各パラメータに応じて

信頼区間を求める方法が定式化されている。

上記のパラメータ推定値の信頼区間を考慮してパラメータに何らかの範囲を設定した場合、あるいは各パラメータの値がある範囲内に限定していると考えられる場合、それらのパラメータ値の組み合わせで、リスクの最小値と最大値の範囲を示すことができる。たとえば、 $0.001 \leq \pi_1 \leq 0.01$ 、 $0.02 \leq \pi_2 \leq 0.2$  という範囲を設定したとすると、最もリスクが小さくなる組み合わせは、 $\pi_1 = 0.001$ 、 $\pi_2 = 0.02$  であり、このときリスクは

$$r = 1 \times 0.001 \times 0.02 + 0.5 \times 0.001 \times 0.98 = 0.00051$$

となる。また、最もリスクが大きくなる組み合わせは  $\pi_1 = 0.01$ 、 $\pi_2 = 0.2$  であり同様に  $r = 0.006$  となり、 $r$  の範囲は (0.00051, 0.006) となる。

### 2) 感度分析による方法

特定のパラメータの値が変化したときに、その変化がリスクに対してどの程度影響を与えるかを調べる方法として、感度分析 (sensitivity analysis) とよばれる方法がある。上記の例では、 $\pi_1 = 0.001$  のとき、たとえば  $\pi_2$  が 0.1 から 0.2 に増加すると  $r$  は 0.00055 から 0.0006 に増加する。また、 $\pi_2 = 0.1$  のとき、たとえば  $\pi_1$  が 0.001 から 0.002 に増加すると  $r$  は 0.00055 から 0.0011 に増加する。この感度分析により、特定のパラメータの変動のリスクに対する寄与の大きさを知ることができる。一般に、リスク  $r$  がパラメータ  $\theta_1, \theta_2, \dots$  の関数  $r = f(\theta_1, \theta_2, \dots)$  で表わされるとき、たとえば  $\theta_1$  に関して  $\theta_1$  が  $\theta_1 + \Delta\theta_1$  に増加した場合の感度 (Sensitivity) は、

$$\frac{f(\theta_1 + \Delta\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots) / f(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots)}{(\theta_1 + \Delta\theta_1) / \theta_1}$$

として定義される。さらに、特定のパラメータの微小な変化によるリスクへの影響を知るために、 $r = f(\theta_1, \theta_2, \dots)$  をそのパラメータで偏微分して得られる値を用いることもある。

一般にリスクの最終的な推定値は、いくつかの段階でデータを入力することによって得られる。たとえば環境中の何らかの物質への曝露によるリスクを想定すれば、環境中へのその物質の放出、環境中濃度、吸入量、体内動態、など様々な不確実性を伴ったパラメータが用いられる。したがって、各段階でのパラメータの変化が最終的なリスクにどのように影響を与えるかを調べることは、モデルの改良にもつながる。リスク解析においてこの感度分析の応用範囲は広く、パラメータの変動のリスクへの影響を調べるだけでなく、パラメ

ータの変化が意思決定に与える影響の評価、モデルに取り込む要素を決定するための根拠などにも利用されている。

### 3) 事前確率を用いる方法

パラメータがある特定の値をとる確率がわかっている場合には、次のような方法がある。問題を簡単にするために、上記の例に関してパラメータの取りうる値がそれぞれ有限個の場合を考える。たとえば、 $\pi_1$ は0.001, 0.005, 0.01のうちのどれかであるとする。また、 $\pi_2$ は0.02, 0.1, 0.2のうちのどれかであるとする。ここで、それぞれのパラメータが上記の値をとる確率が $\pi_1$ に関してはそれぞれ0.2, 0.5, 0.3であり、 $\pi_2$ に関してもそれぞれ0.2, 0.5, 0.3であると仮定すると、

$$P(r = 0.0006) = P(\pi_1 = 0.001) \times P(\pi_2 = 0.2) \\ = 0.2 \times 0.3 = 0.06$$

となる。上記で $\pi_1 = 0.001$ となる確率が0.2, 0.005となる確率が0.5, ...といった確率は事前確率 (prior probability) とよばれ、とくにその確率の与え方が分析者の見解に依存する場合は主観確率 (subjective probability) とよばれる。これらの確率は事象の客観的起りやすさを示すものではなく、分析者がパラメータの値の起りやすさに対して付与する重みであり、知識の不足による不確実性を表現するための1つの手段である。この主観確率を用いて、たとえば、リスクがある特定の値 $r'$ である確率 $P(r = r')$ や、 $r'$ 以下になる確率 $P(r \leq r')$ などを求めることができる。これらは不確実性分布ともよばれ、事前確率としてどのような分布を仮定するかに依存する。一般に、パラメータ $\theta$ に関する主観確率を何らかの分布で示すことができる場合、その分布関数を $Q(\theta)$ とおくと、ベイズの考え方を用いれば、

$$P(r \leq r') = \int P(r \leq r' | \theta) dQ(\theta)$$

となる。たとえば、コインを投げて表が出る場合は $X = 0$ 、裏が出る場合は $X = 1$ とおき、表が出る確率を $p$ とおくと、この $p$ は母比率に関するパラメータである。このパラメータに対する主観確率として一様分布を仮定した場合 (事前確率に関して事前に何の情報もなければ一様分布を仮定することが多い)、その分布関数は $Q(p) = p$ となり、表が出る確率は

$$P(X = 0) = \int_0^1 P(X = 0 | p) dQ(p) = \int_0^1 p dp = 1/2$$

となる。このように事前確率を用いる方法は、不

確実性を表現するための1つのアプローチではあるが、実体のない事前確率や主観確率を取り扱うことに関しては多くの議論がある (Lindley (1981) など)。

### 4.3 決定に関する不確実性の評価

決定に関する不確実性には、様々な問題が含まれており、純粋にリスク評価やリスク解析のみの議論ではカバーしきれない部分も多い。いずれにしても、利用可能な科学的エビデンスに対して認識や価値観が利用者間で異なることは避けられないことである。この問題に対するアプローチとして、たとえば特定のリスク解析結果に関する複数の専門家の意見に重みづけをしてそれらを統合することなどが考えられる。その重みづけの技術に関して様々な方法が提案され、汎用化も試みられている (Morgan and Henrion (1990))。しかしながら、現時点では決定に関する不確実性についてリスク解析の観点から体系的に定量的な議論をすることは難しい。

## 5. 結論

リスク解析により得られたリスクの推定値には必ず不確実性を伴う。リスク管理における意思決定は、このリスクの推定値とその不確実性の両者に基づいて行われるので、この不確実性が小さいほど合理的なリスク管理に結びつく。全体として知識や情報に起因する不確実性は、科学的な知見やデータの蓄積、情報の収集によって小さくすることができる。ただし、われわれがリスク解析の対象としている諸システム (地球、社会、人間集団、人間、など) は、いずれも複雑なシステムであり、科学がたとえ進歩してもすべての現象のメカニズムが決定論的に説明されるような完璧な科学的情報が得られるわけではない。したがって、リスクに関わる不確実性をできるだけ客観的に把握すること、科学的情報を蓄積することによってその不確実性を小さくすること、さらにリスク評価の結果を合理的にリスク管理に活かすこと、などが今後さらに重要になると考えられる。

## 参考文献

- Aven, T. (2003) *Foundations of Risk Analysis : A Knowledge and Decision-Oriented Perspective*, John Wiley & Sons, Chichester.
- Bedford, T. and Cooke, R. (2001) *Probabilistic Risk Analysis: Foundations and Methods*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Byrd III, D.M. and Cothorn, C.R. (2005) *Introduction to Risk Analysis: A Systematic Approach to Science-Based Decision Making*, Government Institutes, Lanham.
- Cox, Jr., L.A. (2002) *Risk Analysis: Foundations, Models, and Methods*, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Haines, Y.Y. (2004) *Risk Modeling, Assessment and Management* 2<sup>nd</sup>ed, John Wiley & Sons, New York.
- Hattis, D. and Burmaster, D.E. (1994) Assessment of Variability and Uncertainty Distributions for Practical Risk Analyses, *Risk Analysis*, Vol.14, pp.713-730.
- Hoffman, F.O. and Hammonds, J.S. (1994) Propagation of uncertainty in risk assessments: The need to distinguish between uncertainty due to lack of knowledge and uncertainty due to variability, *Risk Analysis*, Vol.14, No.5, pp.707-712.
- Howard, R. (1988) Decision analysis: Practice and promise, *Management Science*, Vol.34, No.6, pp.693-697.
- Lindley, D.V. (1981) The improvement of probability judgments, *J. Roy. Statist. Soc. A*145, Part 1, pp.117-126.
- Molok, V. (1997) *Fundamentals of Risk Analysis and Risk Management*, Lewis Publishers, New York.
- Morgan, M.G. and Henrion, M. (1990) *Uncertainty: A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Rowe, W.D. (1994) Understanding uncertainty, *Risk Analysis*, Vol.14, No.5, pp.743-750.
- 坂元慶行, 石黒真木夫, 北川源四郎 (1993) 情報量統計学, 共立出版, 東京.
- Spedden, S. E., and Ryan, P.B. (1992) Probabilistic connotations of carcinogen hazard classifications: Analysis of survey data for anchoring effects, *Risk Analysis*, Vol.12, No.4, pp.535-542.
- Tversky, A., and Kahneman, D. (1974) Judgment under uncertainty: Heuristics and biases, *Science*, Vol.85, pp.1124-1131.
- Vose, D. (2000) *Risk Analysis: A Quantitative Guide* 2<sup>nd</sup> ed., John Wiley & Sons, Chichester. (長谷川 専, 堤盛人訳 (2003) 入門リスク分析: 基礎から実践, 勁草書房, 東京)



