

APPENDICE M

APPROCCIO PROBABILISTICO ALL'ANALISI DI RISCHIO:

IL METODO MONTE CARLO

Lo scopo principale dell'approccio probabilistico è quello di fornire informazioni e, se possibile, di caratterizzare la variabilità e l'incertezza dei parametri necessari per il calcolo del rischio. L'approccio probabilistico (in seguito indicato PRA da Probabilistic Risk Assessment) consente di ottenere maggiori informazioni rispetto al tradizionale approccio deterministico in quanto, al contrario di quest'ultimo che fornisce esclusivamente un singolo valore del rischio, consente di ricavare curve di distribuzione probabilistiche. Tali funzioni di distribuzione del rischio permettono di analizzare la variabilità del rischio in funzione delle variabili di esposizione.

In questa appendice verrà illustrato il principale metodo usato nel PRA ovvero il metodo di analisi di Monte Carlo (MC). Nella prima parte (par. M.1-M.2) si descriverà il modello di analisi e quali sono i suoi principi guida, nella seconda parte (par M.3-M.4) verranno mostrati i campi di applicabilità di questo metodo, i risultati e anche un esempio applicativo.

La fonte principale a cui è stato fatto riferimento è il documento [RAGS, EPA2002]; sono stati esaminati e sottoposti a confronto anche i riferimenti di base [Manuale Unichim n. 196/1, 2002] [RAGS/HHEM, EPA 1989] [OSWER 9355.4- 24, EPA 2001] [Concawe Report n.2, 1997] [ASTM E1739-95] [PS 104-98] e i quattro software già presi in esame all'interno del documento (RBCA Tool Kit ver 1.2, BP-RISK ver 4.0, GIUDITTA ver 3.0, ROME ver 2.1). Alcuni documenti specifici sul metodo di Monte Carlo come [EPA, 1997] sono stati integrati all'interno della trattazione. Per la trattazione dei coefficienti di Pearson e Spearman si è fatto riferimento a Beretta (2004).

M.1 TEORIA DEL METODO MONTE CARLO

Il metodo Monte Carlo è uno strumento di analisi sviluppato nel 1940 che approssima la soluzione di un modello matematico utilizzando metodi statistici. Applicato nella AdR questo metodo serve per stimare la probabilità di ottenere un determinato valore di rischio derivante dall'esposizione ad un sito contaminato. Per poter effettuare questo tipo di analisi è necessario aver delle conoscenze

preliminari sia teoriche che pratiche. Il percorso logico da seguire per l'applicazione del metodo MC è il seguente:

1. Definire un modello matematico stabilendo i parametri in gioco e la grandezza da calcolare
2. Determinare le funzioni di distribuzione dei parametri che rientrano nel modello
3. Applicare il metodo Monte Carlo
4. Analizzare i risultati ottenuti

M.1.1 DEFINIZIONE DEL MODELLO MATEMATICO

In accordo a quanto proposto nel documento [RAGS, EPA 2002], nell'ambito della procedura di analisi di rischio il modello matematico sul quale applicare il metodo di Monte Carlo è rappresentato dalla equazione per il calcolo del rischio definita dalle relazioni M.1 e M.2, già descritte nel Capitolo 3.4 del presente documento :

$$EM = \frac{IR \times EF \times ED}{BW \times AT} \quad (\text{M.1})$$

$$E = C_{poe} \times EM \quad (\text{M.2})$$

EM = esposizione media (dipende dalla via di esposizione considerata)

C_{poe} = concentrazione dell'inquinante calcolata nel punto di esposizione

IR = tasso di esposizione

EF = frequenza di esposizione $\left[\frac{\text{giorni}}{\text{anno}} \right]$

ED = durata di esposizione [anni]

BW = peso corporeo = [Kg]

AT = tempo di mediazione (per sostanze non cancerogene $ED \times 365 \left[\frac{\text{giorni}}{\text{anno}} \right]$)

(per sostanze cancerogene $AT = \text{durata di vita } 70 \times 365 \left[\frac{\text{giorni}}{\text{anno}} \right]$)

Il rischio è infatti calcolato combinando il valore stimato dell'esposizione con un fattore che tiene conto della tossicità dell'inquinante. Pertanto, il problema del calcolo del rischio si riconduce al calcolo dell'esposizione.

I parametri che entrano in gioco nell'equazione per il calcolo dell'esposizione (e quindi di conseguenza del rischio) sono i parametri di esposizione, tra i quali va inclusa la concentrazione. Nell'analisi deterministica, si effettua una scelta unica per ogni parametro (vedi appendice I).

L'applicazione del metodo probabilistico (analisi MC) richiede invece di conoscere la relativa funzione di distribuzione.

M.1.2 FUNZIONI DI DISTRIBUZIONE

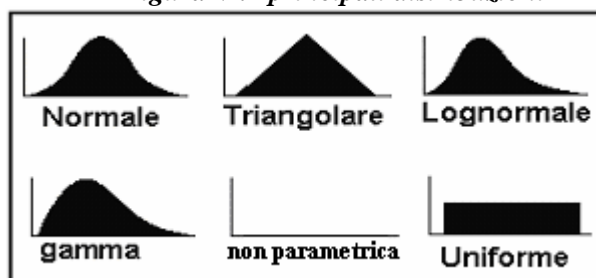
Per descrivere la variabilità di un parametro (vedi paragrafo M.2.2), il metodo migliore è quello di utilizzare funzioni di distribuzione probabilistiche (PDF , Probability Density Function).

All'interno del documento, nell'appendice H paragrafo H.2, sono state analizzate le principali funzioni di distribuzione dei parametri e sono stati forniti gli strumenti necessari per poter calcolare le PDF che descrivono un data set. In questo paragrafo vengono ribaditi alcuni concetti basilari.

Esistono molti tipi di funzioni di distribuzione probabilistiche ma qui ci si limiterà a trattare i casi più interessanti dal punto di vista applicativo. Come riportato in figura M.1 le principali distribuzioni sono:

- Costante o uniforme: questa distribuzione per essere descritta necessita esclusivamente del *valore medio* ed è la funzione che viene utilizzata se si vuole rappresentare un data set mediante un unico valore costante, oppure nel caso in cui non sia possibile stabilirne una distribuzione.
- Normale o Gaussiana: per descrivere questa distribuzione è necessario conoscere *valore medio, deviazione standard, valore minimo e massimo*
- Lognormale: anche per questa distribuzione è necessario conoscere *valore medio, deviazione standard, valore minimo e massimo*
- Triangolare : questa distribuzione , non trattata esplicitamente in Appendice H, necessita di tre parametri *valore medio, valore minimo e valore massimo*. La rappresentazione della funzione è effettuata mediante l'unione di due rette. La prima che congiunge valore minimo con valore medio. La seconda che congiunge valore medio con valore massimo
- Non parametrica: tale funzione di distribuzione è utilizzata per rappresentare quei data set che non sono distribuiti secondo una legge probabilistica notevole.

Figura M.1 principali distribuzioni



M.1.3 IL METODO MONTE CARLO

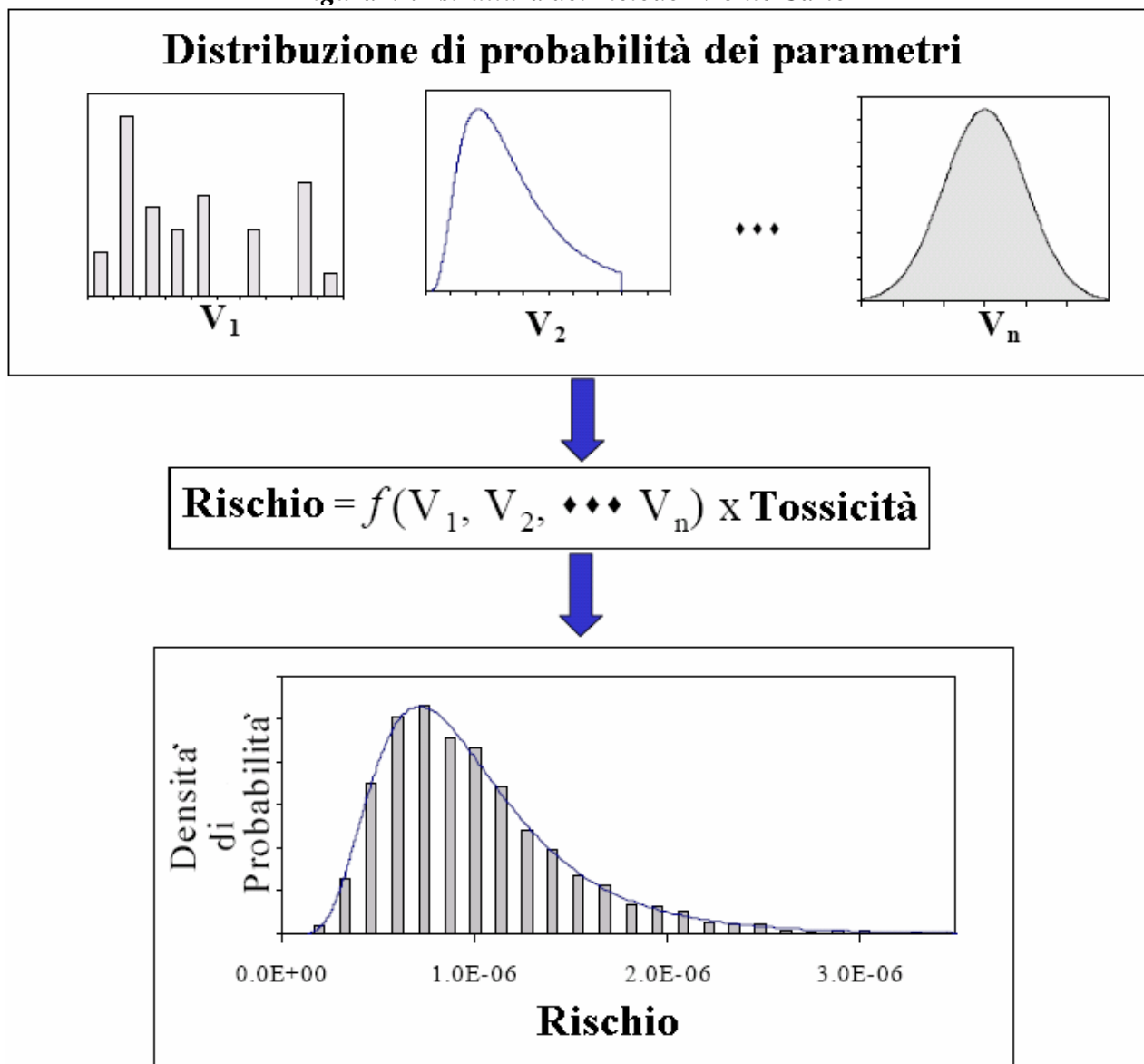
Come già accennato l'approccio tipicamente intrapreso per un'analisi di livello due è di tipo deterministico che, definito un valore dei parametri di esposizione, restituisce un singolo valore del rischio. Questo approccio può risultare limitato in quanto molto frequentemente alcuni parametri utilizzati nei modelli di AdR non assumono un singolo valore rappresentativo, ma sono meglio descrivibili tramite funzioni di distribuzione probabilistica. Utilizzando un approccio probabilistico possiamo non solo utilizzare delle descrizioni probabilistiche dei parametri espositivi, bensì possiamo riuscire a descrivere anche l'andamento del rischio in termini probabilistici. Il metodo MC è un metodo statistico che consente, in maniera relativamente semplice, di valutare la PDF per il rischio a partire dalle PDF dei diversi parametri coinvolti nel calcolo del rischio.

L'approccio probabilistico di Monte Carlo (MC) prevede pertanto che per ciascun parametro sia disponibile una PDF, ottenuta dall'analisi statistica dei dati. E' quindi evidente che il metodo MC si può applicare solo in presenza di un data set sufficientemente numeroso e validato.

Come schematizzato in figura M.2 avendo a disposizione un modello matematico e le PDF relative ai parametri del modello, il metodo Monte Carlo consente di calcolare n risultati del valore cercato applicando n volte la funzione del modello a valori casuali ottenuti dalle PDF dei parametri. Disponendo i risultati secondo una funzione di distribuzione probabilistica è possibile ricavare la PDF propria del valore cercato.

Nell'accezione dell' AdR si definirà per chiarezza *iterazione* ciascuna applicazione delle equazioni del rischio a dei valori casuali scelti dalle PDF dei parametri espositivi; si indicherà *simulazione* l'insieme delle iterazioni.

Figura M.2 struttura del metodo Monte Carlo



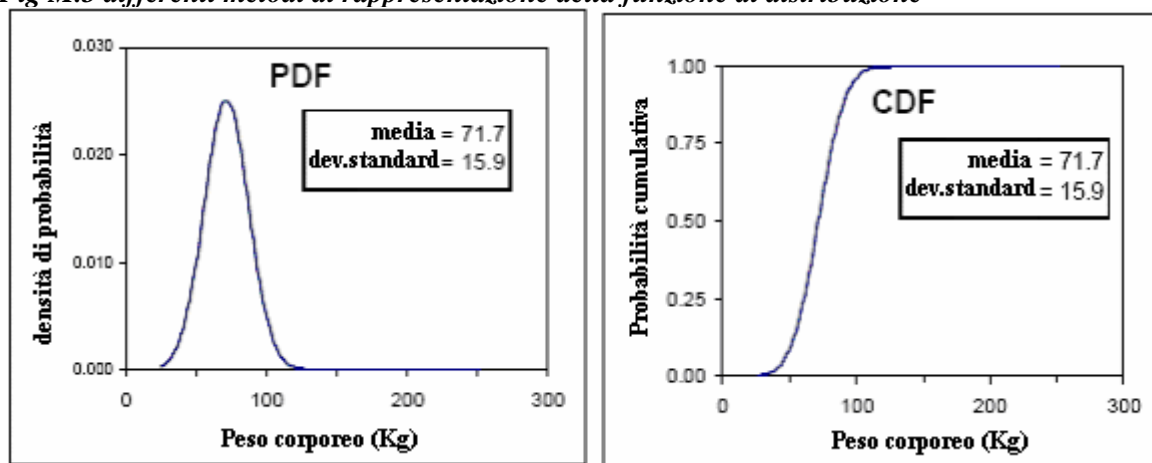
Quindi in ogni iterazione sarà calcolato un valore puntuale del rischio, e solo al termine della simulazione sarà possibile tracciare una PDF del rischio. Si vedrà in seguito quali sono le condizioni che regolano la funzionalità di questo metodo, i parametri che ne determinano l'efficacia, le limitazioni e le applicazioni.

Va infine rilevato che, dopo aver determinato la funzione di distribuzione del rischio, va prevista l'applicazione di una serie di procedure atte a stabilire:

- La validità del risultato conseguito
- La stabilità delle soluzioni trovate
- L'incertezza del valore del rischio in relazioni ai parametri più sensibili

Queste procedure sono necessarie per validare le distribuzioni probabilistiche del rischio. Tali distribuzioni sono un potente mezzo informativo in quanto concedono di ottenere un maggior numero di informazioni rispetto alle stime puntuali. Per riuscire a comprendere meglio i risultati del MC e in generale tutte le distribuzioni probabilistiche generate comunemente viene consigliato l'uso di grafici. I due tipi principali di rappresentazioni sono mediante l'utilizzo di PDF (funzione di densità probabilistica) e CDF (funzione di distribuzione cumulativa). Ne riportiamo due esempi in figura M.3

Fig M.3 differenti metodi di rappresentazione della funzione di distribuzione



M.2 CONCETTI NECESSARI PER L'APPLICAZIONE DEL METODO MONTE CARLO

Nello svolgere un AdR, possono presentarsi diverse situazioni e solamente mediante una caratterizzazione sito-specifica è possibile sapere di quali strumenti si necessita per poter svolgere correttamente l'analisi. In accordo al documento [RAGS, EPA 2002] viene consigliato di seguire una procedura a livelli, in cui al crescere del livello si aumenta progressivamente la precisione delle analisi effettuate, ma con un conseguente aumento delle risorse da impegnare. Senza prendere in considerazione il vincolo delle risorse sarebbe utile in ogni caso utilizzare metodi probabilistici perché consentono di caratterizzare in maniera più corretta l'andamento del rischio. Purtroppo, come già detto, svolgere un'analisi di questo tipo richiede mezzi, risorse e competenze maggiori rispetto a un approccio deterministico; quindi un approccio probabilistico sarà consigliato solo laddove necessario.

Per questi motivi l'approccio a livelli tende a passare da una caratterizzazione qualitativa del rischio (livello 1) ad una semi-quantitativa (livello 2) fino ad arrivare ad un livello 3 considerevole quantitativo. Prima di mostrare i passaggi che descrivono l'approccio a livelli è opportuno introdurre alcuni concetti basilari indispensabili per comprendere il metodo MC (par M.2.2-M.2.5); in seguito si illustrerà nel dettaglio il modello di schematizzazione a livelli (par M.3) e infine si discuteranno degli esempi applicativi (par M.4).

M.2.2 VARIABILITA'

Per *variabilità* si intende una proprietà specifica di ogni parametro causata dalla naturale eterogeneità del valore di una grandezza.

A titolo esemplificativo verrà considerato uno studio fatto su una popolazione di n persone riguardante il peso corporeo. Esamineremo alcuni casi chiave:

Caso 1

È stata effettuata un'unica misurazione (poniamo α = valore misurato)

Avendo caratterizzato il parametro solamente per un individuo sarà ovvio che la distribuzione probabilistica sarà rappresentata da un unico punto con valore α e probabilità pari ad 1. La variabilità sarà quindi nulla perché tutte le misurazioni (in questo caso solamente una) assumono lo stesso valore.

Caso 2

Sono state effettuate misurazioni sul 50% della popolazione, e tutti i valori misurati sono uguali ad α .

Anche in questo caso (ovviamente limite) la variabilità ha valore nullo, infatti la distribuzione probabilistica è la medesima del Caso 1

Caso 3

Sono stati misurati tutti gli individui della popolazione (porremo α_{\max} = massimo valore misurato e α_{\min} = minimo valore misurato)

In questo caso si otterrà un insieme di valori che in taluni casi sono descrivibili tramite una funzione di distribuzione; possiamo descrivere per questa distribuzione tre tipi di variabilità:

- *variabilità massima* : la differenza tra α_{\max} e α_{\min}
- *variabilità media*: la metà della variabilità massima
- *variabilità inter-individuale*: il valore della differenza tra α_n e α_m dove n ed m sono due individui qualsiasi della popolazione in esame

Essendo una proprietà del parametro in considerazione non esiste un rapporto di proporzionalità diretta tra numero di misurazioni e variabilità, mentre invece esiste un rapporto diretto tra misurazioni e incertezza, infatti se fosse possibile caratterizzare il parametro in tutti i suoi valori allora non avremmo incertezza.

Mentre la variabilità è facilmente misurabile, per l'incertezza la comprensione delle cause e la stima non sono concetti facilmente intuibili.

M.2.3 INCERTEZZA

Per *incertezza* si intende la mancanza di informazioni causata da una lacuna di conoscenza

Riferendoci all'esempio fatto precedentemente analizzeremo i tre casi dando una descrizione dell'incertezza in maniera qualitativa:

Caso 1

Avendo un unico valore avremo un'incertezza massima infatti non possiamo in alcun caso fare affidamento sulla funzione di distribuzione ottenuta come descrittrice della popolazione

Caso 2

Questa misurazione avrà un valore dell'incertezza indubbiamente minore del primo caso, ma avendo i dati solamente di metà della popolazione possiamo ancora dire che abbiamo un elevato livello di incertezza

Caso 3

Il valore di incertezza in questo caso è il minore ottenibile in un'analisi di questo tipo.

M.2.4 ANALISI DI REGRESSIONE: R^2 , PEARSON R. E COEFFICIENTI DI CORRELAZIONE PARZIALE.

Il coefficiente di Pearson [Beretta, 2004] misura una relazione lineare tra due variabili. Una associazione lineare implica un rapporto di proporzionalità diretta (positiva), indicata da valori del coefficiente di correlazione r prossimi a 1, o inversa (negativa) indicata da valori di r prossimi a -1 , un valore di r prossimo a 0 implica una correlazione scarsa o nulla tra le variabili.

Il coefficiente di correlazione di Pearson non permette di descrivere relazioni non lineari per cui, prima di utilizzarlo, è utile confrontare graficamente i valori delle variabili mediante diagrammi di dispersione (scatter plot) in modo tale da verificare l'eventuale presenza di relazioni più complesse.

Un'importante proprietà del coefficiente di variazione è che non è influenzato da trasformazioni lineari effettuate sui dati (variazioni di unità di misura, somma e sottrazioni costanti, ecc). Quando invece sono applicate trasformazioni non lineari, come ad esempio di tipo logaritmico o esponenziale, il coefficiente di correlazione r si riferisce esclusivamente ai valori trasformati e non è significativo rispetto ai valori primitivi.

Il coefficiente risente della presenza di valori estremi o di un gran numero di valori inferiore ai limiti di rilevabilità.

Se X e Y sono due variabili in rapporto lineare con deviazione standard rispettivamente s_x e s_y , il coefficiente di variazione di Pearson è definito da:

$$r = \frac{s_{XY}}{s_x \cdot s_y} \quad (\text{M.5})$$

dove s_{xy} è detta covarianza di X e Y ed è data da:

$$s_{XY} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y}) \quad (\text{M.6})$$

Siano x_1, x_2, \dots, x_n e y_1, y_2, \dots, y_n n valori di due variabili X e Y, il coefficiente di correlazione di Pearson (r) tra X e Y si calcola tramite una espressione, corrispondente a quella precedentemente illustrata, che permette una abbreviazione dei passaggi di calcolo:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{\sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n}}{\left[\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2}{n} \right] \cdot \left[\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2}{n} \right]}^{\frac{1}{2}} \quad (\text{M.7})$$

M.2.5 COEFFICIENTE DI CORRELAZIONE DI RANGO DI SPEARMAN.

Questo tipo di coefficiente [Beretta, 2004] può sostituire quello di Pearson e si basa sulla sostituzione del valore di una variabile con il suo rispettivo rango. Per la variabile X precedentemente considerata nel test di Pearson si sostituisce il rango, così come per la variabile Y. La coppia di valori XY ottenuta viene quindi trattata statisticamente con il test di Spearman.

Siano x_1, x_2, \dots, x_n e i valori assunti dal campione dei dati della prima variabile X e y_1, y_2, \dots, y_n quelli assunti dalla seconda variabile Y.

Il coefficiente di Spearman si calcola tramite la relazione M.7

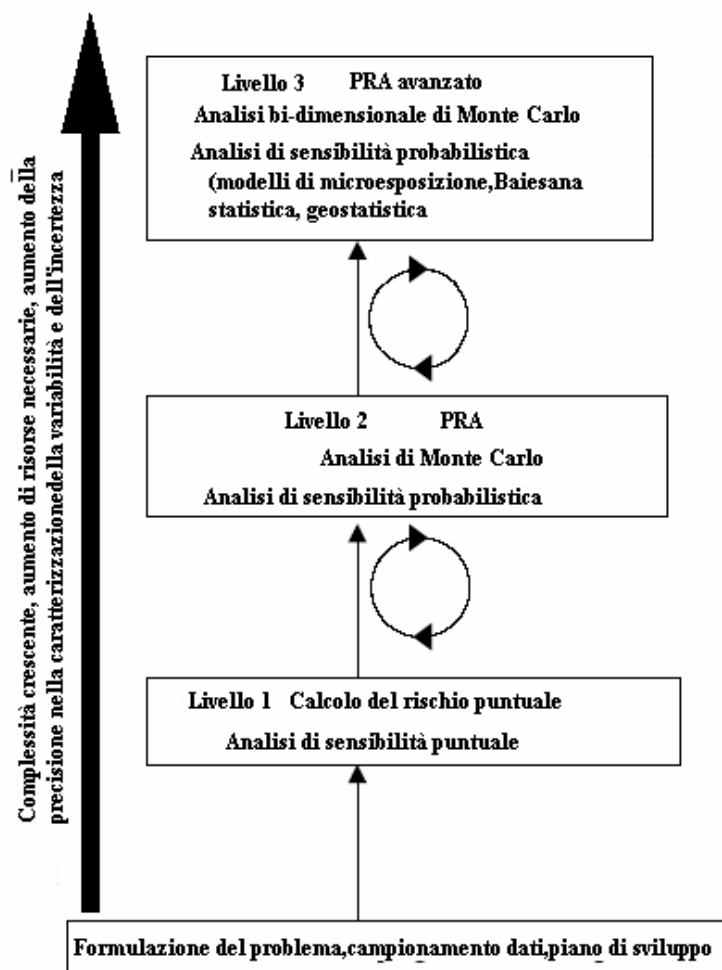
Considerando i ranghi, il coefficiente di Spearman non risulta influenzato da trasformazioni di variabili, ad esempio X e Y rispettivamente il $\log X$ e $\log Y$. Questa proprietà e una minore sensibilità verso i valori estremi rispetto al coefficiente di Pearson rende utile l'applicazione di questo tipo di test.

Il test di Pearson conserva comunque una migliore potenza statistica

M.3 APPLICAZIONE DEL METODO MC NELL'APPROCCIO A LIVELLI

Come già accennato in precedenza, per applicare il MC in maniera funzionale si suggerisce di fare riferimento all'approccio "tiered"(a livelli) proposto nel documento [RAGS, EPA 2002], il cui schema concettuale è riportato in figura M.4. In questo paragrafo verrà illustrato, per ciascun livello, il procedimento da seguire per poter applicare un'analisi probabilistica di tipo MC, che è riassunto nel diagramma a flusso riportato in Figura M.5.

Figura M.4 schema concettuale della divisione in livelli per l'analisi di rischio



M.3.1 FASE DI CARATTERIZZAZIONE

In precedenza è stato già evidenziato che la formulazione del problema è nel caso dell'analisi di rischio già risolta a priori, in quanto il modello coincide con l'equazione per il calcolo del rischio. Nelle attività da svolgere preliminarmente all'analisi di rischio, resta invece la fase di

caratterizzazione del sito; nonostante tale fase sia già descritta altrove all'interno del documento, si rileva che nell'ottica di un approccio probabilistico ci sono alcune considerazioni da fare.

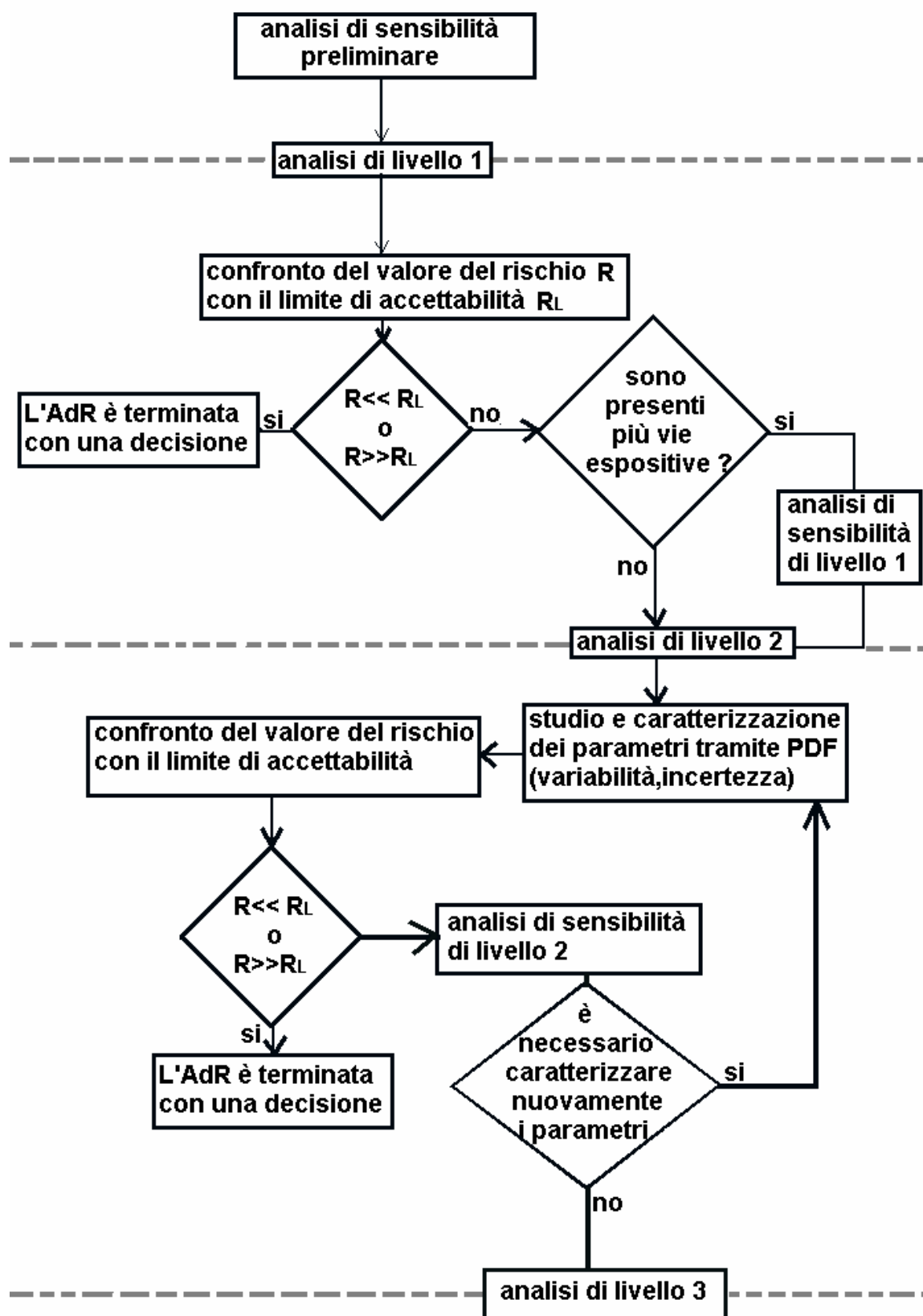
Secondo lo schema a livelli, non è infatti possibile essere a conoscenza della necessità di effettuare un approccio probabilistico durante la fase preliminare; esistono però degli accorgimenti che si possono rivelare molto utili in un secondo momento. Come vedremo nei prossimi paragrafi un ruolo fondamentale nel metodo di Monte Carlo è rivestito dalla variabilità e dall'incertezza dei parametri. Mentre la variabilità può solo essere caratterizzata al meglio tentando di raccogliere più informazioni possibili sui parametri espositivi, l'incertezza deve essere necessariamente minore possibile. Può essere utile basarsi su analisi di sensibilità già affrontate in letteratura per sapere qualitativamente quali sono i parametri che richiedono maggior cura nella caratterizzazione. È importante raccogliere un data set più completo possibile.

M.3.2 LIVELLO 1

M.3.2.1 ANALISI DI SENSIBILITA' DETERMINISTICA

Appena sono stati raccolti i dati è bene effettuare un'analisi di sensibilità che fornirà informazioni interessanti per il resto della procedura. Questo passaggio pur non essendo fondamentale ai fini del calcolo del rischio, riveste una notevole importanza perché rivela quali sono i fattori determinanti nel calcolo del rischio. Se un'analisi di sensibilità puntuale denota particolarmente rilevante l'effetto di un parametro che è stato sovrastimato, possono essere utilizzati degli accorgimenti per sapere quale è il valore più corretto del rischio. Inoltre, qualora si debba passare ad un'analisi di secondo livello, l'analisi di sensibilità puntuale sarà fondamentale per una serie di motivi che vedremo in seguito. Nell'appendice N di questo documento sono mostrati diversi metodi per svolgere analisi di sensibilità di primo livello.

Fig M.5 schema concettuale dell'approccio a livelli



M.3.2.2 CALCOLO DEL RISCHIO

L'approccio di primo livello è deterministico, quindi grazie ai dati raccolti durante la fase di preparazione già a questo punto è possibile effettuare una prima AdR tramite le equazioni del rischio. Come noto, i valori ottenuti tramite questo metodo sono puntuali quindi è possibile effettuare subito un confronto tra i valori calcolati e i valori di accettabilità del rischio. Così facendo possono presentarsi due possibilità:

1. *i dati sono sufficienti per prendere una decisione:* l'analisi effettuata denota livelli di rischio fortemente inferiori ai valori di accettabilità quindi non è necessario intervenire oppure i valori stimati sono largamente maggiori dei livelli di accettabilità quindi è necessario un intervento immediato.
2. *i dati sono insufficienti per prendere una decisione:* qualora i valori ottenuti siano prossimi ai valori di accettabilità del rischio è prima necessario cercare di effettuare una analisi di sensibilità semplice allo scopo di verificare se i dati raccolti siano corretti. Se neanche questo approccio dà alcun esito allora è consigliabile effettuare un'analisi probabilistica per riuscire a determinare in maniera più precisa il valore del rischio e per fare questo è necessario passare al livello successivo.

M.3.3 LIVELLO 2

Una volta stabilita la necessità di effettuare un'analisi probabilistica, è necessario caratterizzare i parametri secondo una funzione rappresentativa di distribuzione probabilistica. Questa operazione molto delicata è uno dei passaggi fondamentali per una corretta analisi probabilistica, infatti caratterizzare i dati in maniera erronea causerebbe errori nel calcolo del rischio e il metodo di Monte Carlo perderebbe tutta la sua validità. Per verificare la bontà delle PDF scelte è consigliabile seguire una serie di step atti ad individuarle (par. M.3.3.1), e ad analizzarne variabilità (par. M.3.3.2), incertezza (par. M.3.3.3) e sensibilità (par. M.3.3.4) delle distribuzioni probabilistiche scelte dei parametri. Dopo aver verificato la correttezza delle PDF scelte è possibile analizzare il rischio secondo un modello probabilistico. Effettuando correttamente questo tipo di analisi possono essere evitati errori e spreco di risorse

M.3.3.1 RAPPRESENTAZIONE DEI PARAMETRI TRAMITE PDF

Come è stato spiegato nell'appendice H, esistono diversi metodi per poter trovare delle funzioni che caratterizzano delle distribuzioni di dati. Seguendo le procedure descritte nell'appendice H si giunge a caratterizzare ogni data set mediante dei parametri che in genere sono: valore medio, deviazione standard, valore massimo e minimo della funzione.

Le funzioni di distribuzione individuate dovranno approssimare il data set nella maniera migliore possibile, quindi in alcuni casi sarà necessario reperire un numero maggiore di dati di quelli che si hanno a disposizione dopo la fase di caratterizzazione dei dati. Per ottimizzare il lavoro di ricerca è consigliabile concentrare l'attenzione su quei parametri che sono risultati più rilevanti in base ai risultati dell'analisi di sensibilità di primo livello. Infatti per quei parametri meno determinanti sul valore finale del rischio, approssimare la PDF reale con una distribuzione uniforme non ha un effetto rilevante sulla stima finale del rischio. Sui parametri più determinanti, andrà eseguita un'analisi dell'incertezza (vedi par M.3.3.3) che rende possibile descrivere in termini quantitativi la differenza tra lo scegliere due valori rappresentativi del parametro. Solamente dopo aver svolto una simile verifica è possibile stabilire quanto l'approssimazione fatta influisca significativamente sull'analisi del rischio. Agendo in questa maniera è possibile evitare di sprecare risorse per caratterizzare parametri non molto rilevanti ai fini del AdR. Le analisi di variabilità, incertezza e sensibilità sono strumenti utili per studiare le funzioni di distribuzione scelte. Senza questi strumenti non è possibile sapere se una PDF sia più o meno rappresentativa della realtà.

M.3.3.2 STUDIO DELLA VARIABILITA' DELLE PDF DEI PARAMETRI

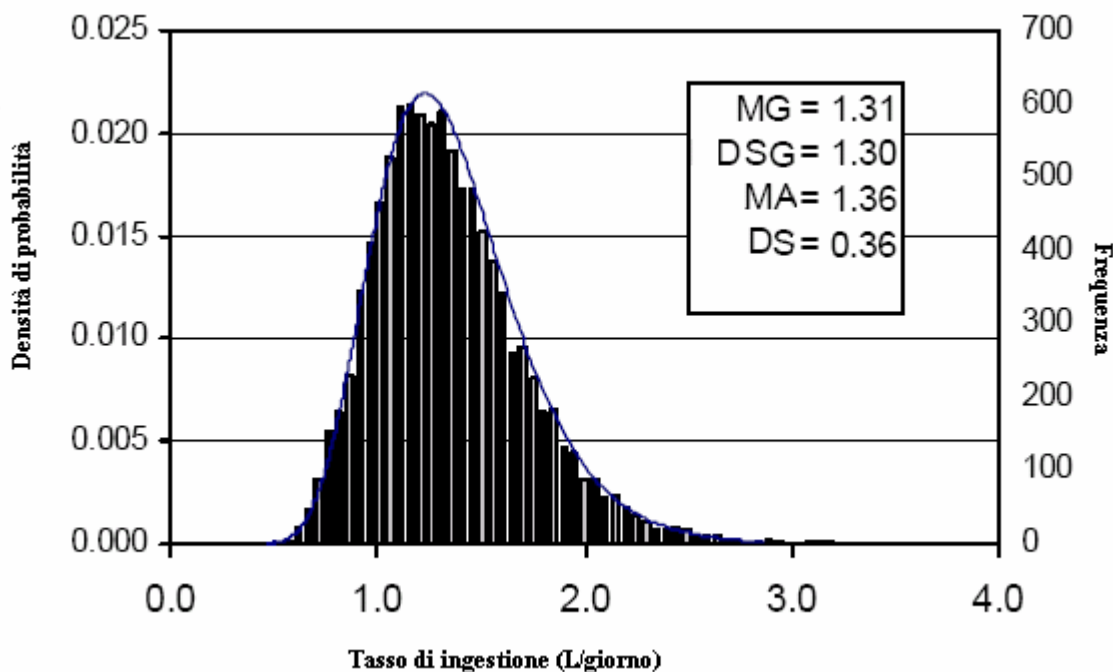
Tramite le funzioni di distribuzione si ottiene una caratterizzazione della variabilità di un parametro, e dopo aver scelto una PDF sarà questa il riferimento per l'analisi di rischio. Per questi motivi la prima analisi da fare sulle PDF scelte è proprio quella di variabilità. La funzione scelta deve approssimare la reale variabilità del parametro nella maniera più fedele possibile, altrimenti l'MCA perderebbe tutto il suo valore.

L'approccio più immediato per analizzare le funzioni di distribuzione è quello grafico. Tramite l'utilizzo di grafici è possibile confrontare visivamente se la funzioni ottenute con metodi analitici approssimino effettivamente la realtà.

Facendo riferimento alla figura M.6, relativa al parametro tasso di ingestione d'acqua in un caso studio, la frequenza dei dati reali è stata rappresentata con l'istogramma nero, mentre la curva blu rappresenta la funzione di distribuzione probabilistica scelta. Tramite questo confronto diretto si può notare che non ci sono differenze sostanziali tra la rappresentazione dei dati reali e quella teorica e quindi si può concludere che per questo parametro la PDF descrivere effettivamente la

realtà. In appendice H sono illustrati in dettaglio i metodi statistici che possono essere più appropriatamente applicati per individuare la PDF che meglio approssima i dati reali.

Fig M.6 esempio di curva di rappresentazione di PDF e istogramma dei dati reali



M.3.3.3 ANALISI DELL'INCERTEZZA DEI PARAMETRI

Come precedentemente evidenziato, l'incertezza deriva da una mancanza di conoscenza ovvero da una conoscenza erronea dei parametri presi in esame. Prima di suggerire un metodo per stimare l'effetto che ha l'incertezza di un parametro sul calcolo del rischio si analizzeranno le cause prime di tale incertezza.

L'EPA all'interno dei RAGS (RAGS volume III part A 2001) definisce tre tipi di incertezza:

- incertezza dei parametri
- incertezza dello scenario espositivo
- incertezza del modello

Verrà descritta in maniera particolareggiata solamente l'incertezza riguardante la scelta dei parametri mentre per gli altri tipi di incertezza forniremo solo nozioni generali.

Con il termine incertezza dei parametri si intende considerare tutti quegli aspetti che concorrono a formare un errore nella stima del parametro in questione. Tale errore nel calcolo dei parametri è uno degli aspetti di maggior interesse da valutare, infatti proprio a causa di questi errori l'analisi di rischio può essere compromessa e risultare imprecisa o erronea. Le principali fonti di errore sono:

- errori nel campionamento dei dati
- imprecisioni nella misura analitica
- estrapolazioni può essere da misure indirette.

L'analisi di incertezza è molto utile per sapere che effetto ha la mancata accuratezza nella stima di un parametro sul calcolo del rischio.

In genere l'analisi di incertezza viene svolta solo su quei parametri espositivi caratterizzati in modo sito-specifico; quindi sarà svolta frequentemente sulla concentrazione di inquinante. Naturalmente nel caso in cui si abbia la caratterizzazione di una qualsiasi altra variabile espositiva l'analisi di incertezza verrà svolta nella stessa maniera.

Non essendo possibile riuscire a eliminare totalmente le cause dell'incertezza, sono stati sviluppati diversi metodi che servono per contemplarle. Infatti si è già visto che dovendo scegliere un valore rappresentativo della concentrazione a vantaggio di sicurezza, nel calcolo deterministico vengono utilizzati dei valori massimi ragionevoli (RME) o ad esempio il 95%UCL. Essendo tali valori maggiori dei valori medi misurati, concorrono a sovrastimare il valore del rischio in modo da poter evitare di aver sottostimato gli errori.

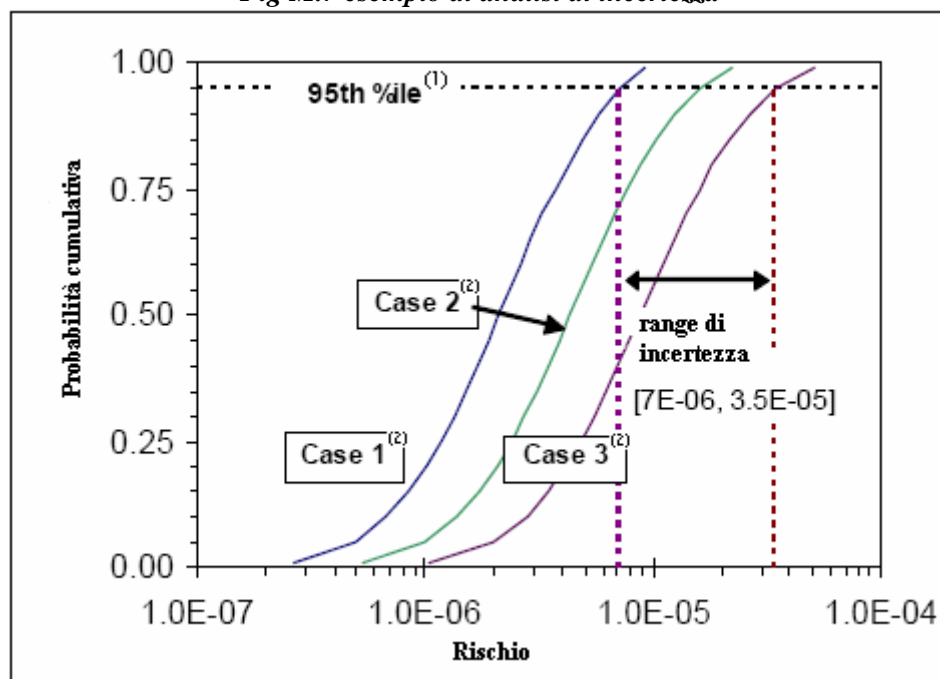
Nell'approccio probabilistico, e quindi in un'analisi di livello 2, il metodo MC può essere utilizzato per stimare in maniera semi-quantitativa il valore dell'incertezza causato dal termine della concentrazione. Tale procedura, caratterizzando in maniera più particolare l'incertezza, consente di non effettuare una sovrastima eccessiva del valore del rischio. Infatti lo scopo di una AdR è quello di caratterizzare nella maniera migliore possibile il valore del rischio, e pur dovendo svolgere calcoli a vantaggio di sicurezza è necessario cercare di mantenere i valori più possibili vicini a quelli reali.

A scopo esemplificativo, si riporta un esempio di analisi di incertezza svolta sul valore dell'ingestione di suolo. Dopo aver svolto un'analisi accurata del data set, durata di esposizione e frequenza di esposizione sono state caratterizzate tramite delle PDF, mentre per gli altri valori ci si è limitati alla stima puntuale. È stato analizzato l'effetto dell'incertezza del valore dell'ingestione di suolo sulla distribuzione del rischio studiando tre casi in cui l'unico parametro variabile è proprio l'IRs.

Tab M.1 valori scelti per l'esperimento di caratterizzazione dell'incertezza

Variabile	Tipo di input	Analisi di Monte Carlo		
		Caso 1	Case 2	Case 3
C (mg/Kg)	Valore singolo puntuale	500	500	500
Ir sd (mg/giorno)	Valore singolo puntuale	50	100	200
CF (mg/Kg)	Valore singolo puntuale	1E-06	1E-06	1E-06
EF (giorni/anno)	Funzione di distribuzione probabilistica PDF	Triangolare min = 200 moda = 250 max = 350	Triangolare min = 200 moda = 250 max = 350	Triangolare min = 200 moda = 250 max = 350
ED (anni)	Funzione di distribuzione probabilistica PDF	T-lognormale media = 9 dev.st. = 10 max = 33	T-lognormale media = 9 dev.st. = 10 max = 33	T-lognormale media = 9 dev.st. = 10 max = 33
BW (Kg)	Valore singolo puntuale	70	70	70
AT (anni)	Valore singolo puntuale	25550	25550	25550
CSF (mg/Kg - giorno) ⁻¹	Valore singolo puntuale	1E-01	1E-01	1E-01

Fig M.7 esempio di analisi di incertezza

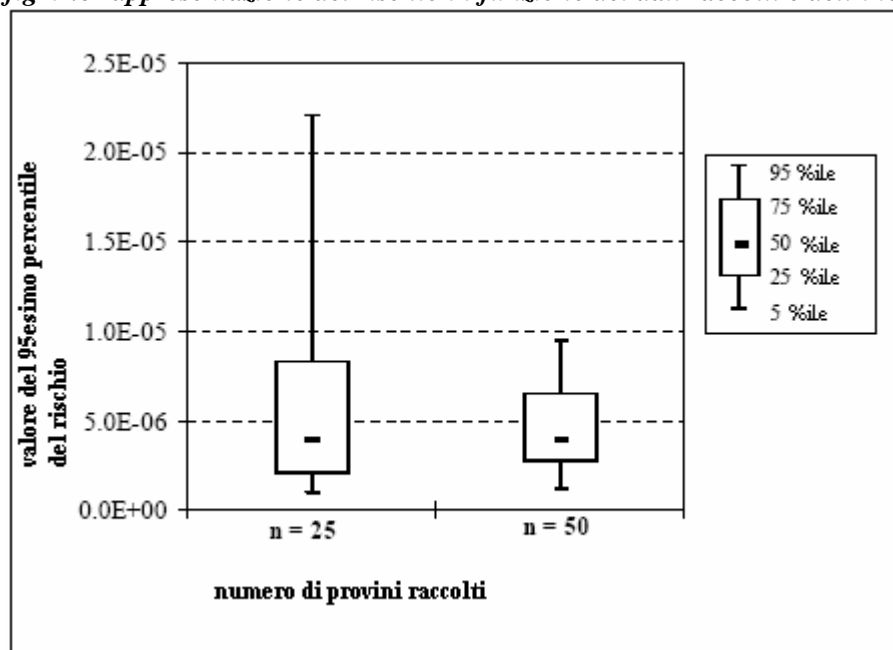


(1) il valore scelto di 95esimo percentile è arbitrario, la stessa analisi sarebbe potuta essere svolta sulla tendenza centrale.

(2) caso 1,2,3 si riferiscono all'esempio riportato precedentemente

Analizzando i risultati riportati in Figura M.7, si nota che rispetto al caso 2, che rappresenta la tendenza centrale, la distribuzione del rischio nel caso 1 risulta più spostata verso sinistra (a tassi di ingestione minori corrispondono rischi minori), mentre nel caso 3 si riscontra uno scostamento verso valori del rischio maggiori. Fissato un valore del 95esimo percentile come valore RME di popolazione esposta, si può misurare l'effetto dell'incertezza come differenza tra rischio stimato nel caso 1 e nel caso 3. Nell'esempio riportato in figura M.7, si nota che c'è un range di incertezza del rischio (causato quindi dalla differenza tra valore minore e maggiore del tasso di ingestione del suolo) che va da $7E-06$ a $3,5E-05$.

Uno dei metodi per ridurre l'incertezza è senz'altro quello di incrementare la numerosità del campione sul quale effettuare l'analisi statistica. A dimostrazione di ciò, si può fare riferimento alla Figura M.8, dove sono riportati in forma di ideogramma, i risultati di una analisi MC sull'incertezza, proprio in funzione del data set a disposizione. In questo caso l'incertezza è valutata rispetto al parametro esposizione. Come evidenziato in precedenza, al crescere del numero di dati raccolti aumenta la precisione nel definire le PDF. Avendo a disposizione pochi dati è difficile evidenziare una tendenza dei dati ad avvicinarsi ad un valore centrale (generalmente questa informazione si quantifica mediante la diminuzione del valore della deviazione standard) quindi aumenta l'incertezza nella caratterizzazione degli stessi. Nel esempio riportato in figura M.8 si può notare direttamente come ad un maggior numero di dati raccolti corrisponda una minore incertezza. Questa corrispondenza non è sempre così netta laddove esistano diversi percorsi espositivi o diverse fonti di inquinamento. Si rileva inoltre che, all'aumentare del numero di dati raccolti, il valore della tendenza centrale rimane simile, mentre quello del 95-mo percentile diminuisce di più del 50%.

fig M.8 rappresentazione del rischio in funzione dei dati raccolti e dell'incertezza

la linea al centro rappresenta la tendenza centrale.

I lati superiore e inferiore del rettangolo rappresentano rispettivamente il 75 e il 25 percentile

Il segmento superiore termina sul valore pari al 95 percentile mentre quello inferiore su 5 percentile

M.3.3.4 CALCOLO DEL RISCHIO

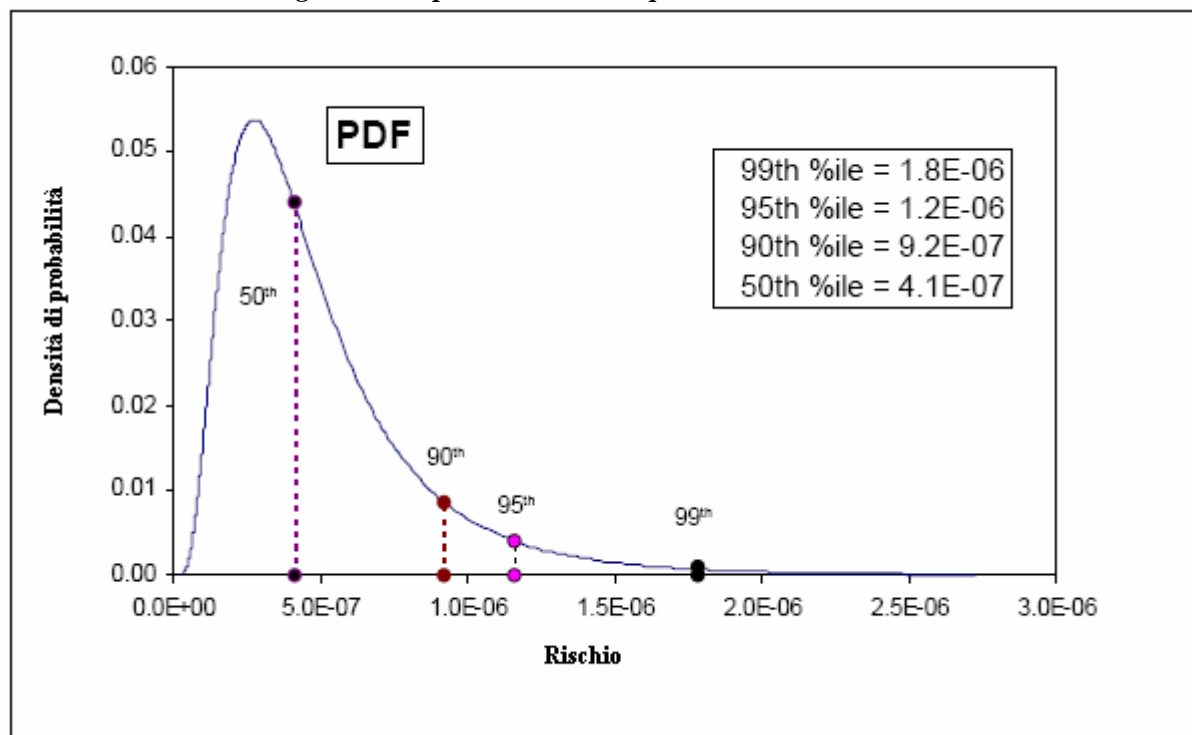
Una volta completato lo studio di incertezza, si può finalmente applicare il metodo MC per la stima del rischio che, a partire dai parametri di esposizione definiti mediante opportune PDF, consente di ottenere una funzione di distribuzione probabilistica del rischio.

Prima di analizzare i risultati è bene controllare che le PDF generate siano stabili: infatti essendo un metodo statistico iterativo che si basa su estrazioni casuali è possibile che il numero di iterazioni svolte non sia sufficiente a garantire che la curva generata rispetti l'andamento ideale che si otterrebbe con infinite iterazioni. Per ovviare a questo problema in genere è sufficiente svolgere tra le 1000 e le 10000 iterazioni. Per verificare la stabilità basta aumentare il numero di iterazioni svolte. Quando, aumentando il numero di iterazioni, le curve generate non differiscono sostanzialmente tra loro, allora il risultato può essere chiamato stabile. Non esiste un valore massimo di iterazioni, l'unico vincolo è rappresentato dalla velocità di calcolo del computer utilizzato.

Come già accennato in precedenza, nell'analisi di rischio probabilistica, effettuata con il metodo MC, il rischio può essere rappresentato sotto forma di una funzione di densità probabilistica (PDF) propriamente detta, oppure una funzione di distribuzione cumulativa (CDF).

Nel caso di funzione di densità probabilistica il grafico ottenuto è del tipo mostrato in figura M.9.

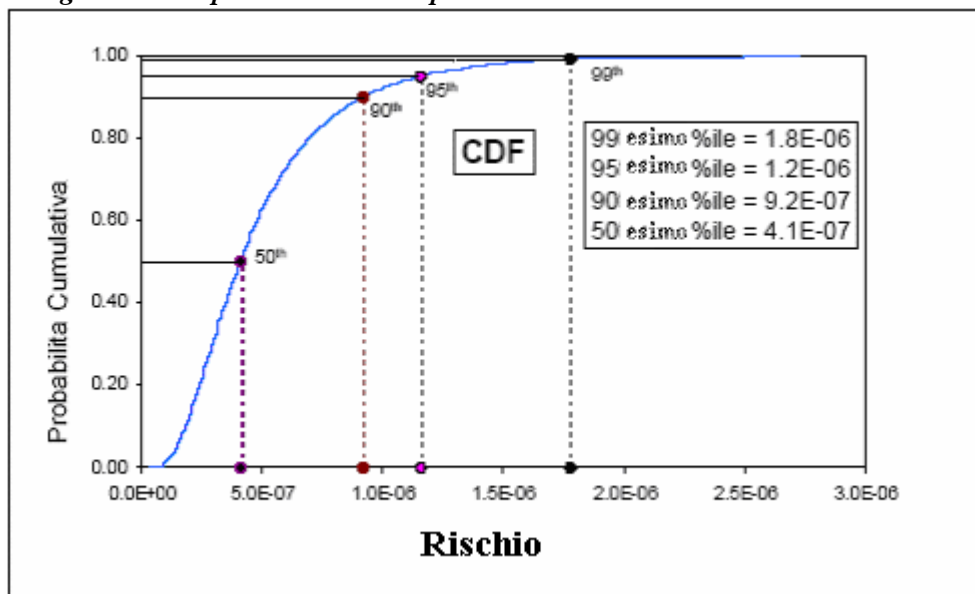
Fig M.9 esempio di curva PDF per il calcolo del rischio



Dall'esame di una rappresentazione del tipo PDF si possono ottenere informazioni riguardanti:

- **Calcolo dei valori del rischio:** Avendo una funzione possiamo scegliere quale valore ci interessa e ottenerlo tramite semplici calcoli, infatti si può immediatamente individuare una tendenza centrale (CTE) o un RME (in questo caso il 95-mo percentile)
- **Calcolo di valori pertinenti:** possiamo ottenere informazioni sulla probabilità relativa di un determinato valore, possiamo analizzare l'andamento della curva per notare caratteristiche particolari come pendenza, valori massimi, quanta parte della popolazione risulta esposta al rischio ammissibile.

Un altro tipo di rappresentazione possibile è la CDF. In genere questa rappresentazione assume una forma simile a quella riportata in figura M.10.

Fig M.10 esempio di curva CDF per il calcolo del rischio

Le informazioni deducibili da una CDF sono simili a quelle di una PDF; infatti si tratta della stessa funzione ma rappresentata in maniera differente. In questo tipo di grafico il valore del rischio viene riportato sulle ascisse, mentre sulle ordinate abbiamo la probabilità cumulativa. Mediante questa rappresentazione, dato un valore del rischio, è possibile evidenziare quale sia la percentuale di popolazione esposta a un valore minore del rischio scelto. Questo tipo di rappresentazione si presta di più ad analisi riguardanti i valori rappresentativi del rischio; infatti per sapere a che rischio è esposta una determinata porzione di popolazione basta selezionare il corrispondente valore sull'asse delle ordinate e trovare il valore del rischio.

Nell'esempio riportato in figura sono stati evidenziati i valori del rischio a cui risulta esposto rispettivamente il 50, 90, 95 e 99 percento della popolazione. In questo esempio si può vedere rapidamente che il valore di rischio ammesso che è pari a $1.0E-06$ cade tra il 90^{esimo} e il 95^{esimo} percentile. A questo punto spetta all'autorità competente decidere se si preferisce definire un range di esposizione (non esiste un solo valore del rischio ma un'insieme di valori che si trovano tra due intervalli) oppure un valore singolo stabilito per mezzo di un RME. Questa scelta può essere guidata da diversi fattori, ad esempio: se l'analisi di incertezza ha evidenziato ampi range del rischio connessi all'incertezza della caratterizzazione del sito esaminato, allora sarà consigliabile definire il rischio in quel sito non come valore singolo, ma come range. In questi casi si sceglierà il range che individua un valore del rischio compreso tra il 90esimo e il 99esimo percentile. Solo se le analisi effettuate sui parametri dimostrano che le caratterizzazioni delle PDF sono molto **accurate**, allora si può scegliere un singolo valore significativo in genere corrispondente al 95esimo percentile.

Dopo aver deciso se il valore del rischio sarà rappresentato mediante un valore singolo o un range si possono confrontare i risultati ottenuti con i vincoli di accettabilità

La conclusione dell'analisi di livello 2 può terminare se viene deciso che *non è necessario un intervento* (il livello di accettabilità del rischio sono stati largamente rispettati) oppure *c'è necessità di intervenire*. A differenza del livello 1 in questo caso però ci possono essere più condizioni che suggeriscono di incrementare il livello di studio. In genere le cause possono essere:

1. Il valore del RME è dello stesso ordine di grandezza del valore di accettabilità (vedi liv 1).
Questo caso è lo stesso del livello 1, passare al livello successivo permette di caratterizzare in maniera più esatta il rischio e verificare se viene rispettato o no il limite di accettabilità
2. non potendo caratterizzare l'incertezza in maniera esatta, qualora si supponga che più parametri siano stimati in maniera non esatta, allora è necessario poter caratterizzare meglio il valore dell'incertezza tramite metodi più avanzati che mostreremo nel prossimo livello
3. qualora il valore del RME calcolato con un metodo deterministico differisce significativamente del valore del rischio calcolato tramite l'MCA in un range compreso tra il 90-99,9% percentile allora è necessario verificare quale sia la causa di questa differenza e controllare tutti i parametri utilizzati per calcolare il rischio

Nella scelta se fermarsi o procedere ad un livello superiore, va sottolineato ancora una volta che all'aumentare del livello di analisi corrisponde una crescita delle risorse impiegate necessarie a poter effettuare le procedure utili per poter caratterizzare in maniera più particolareggiata i parametri.

M.3.3.5 ANALISI DI SENSIBILITA' PER IL SECONDO LIVELLO

Prima di procedere ad un livello 3 di analisi probabilistica, è opportuno individuare i parametri che hanno un maggior peso nel determinare il valore del rischio. A tale scopo, tramite il metodo di Monte Carlo può essere effettuata un'analisi di sensibilità cosiddetta di livello 2.

Gli scopi di un'analisi di sensibilità di questo tipo sono:

1. quantificare il contributo che ogni singolo parametro ha nel calcolo del rischio
2. identificare relazioni non lineari che esistono tra i vari parametri
3. stimare il contributo dei parametri alla variabilità e incertezza del rischio calcolato.

L'analisi di sensibilità di livello 2 consiste, a partire dalle PDF dei diversi parametri, nel calcolare i relativi coefficienti di correlazione (vedi par M.2.4 – M.2.5). Nei RAGS vengono proposti alcuni software (Cristal Ball 2000® - @Risk – alcune funzioni di Microsoft Excel) utili per ricavare in maniera semplice i coefficienti di correlazione relativi a un data set. Nei casi di relazioni non

lineari tra i parametri è consigliabile utilizzare il metodo di Spearman, mentre per le relazioni lineari il coefficiente di Pearson e quello di Spearman dovrebbero dare lo stesso risultato.

A titolo esemplificativo, si consideri un caso studio di letteratura (RAGS, EPA 2002) nel quale si deve calcolare il rischio connesso all'ingestione di suolo e liquidi di una sostanza non cancerogena. Seguendo la procedura mostrata nel paragrafo M.1 per prima cosa si esprime il modello matematico di riferimento, che in questo caso coincide con l'equazione per il calcolo del rischio relativo ad una sostanza non cancerogena derivante da ingestione di suolo e ingestione di liquidi.

Come è possibile vedere nell'equazione M.11 il rischio totale sarà dato dalla somma dei rischi connessi ai singolo scenario espositivo. Si evidenzia che la modalità di calcolo del rischio qui riportata è solo finalizzata alla applicazione del metodo MC e non va presa come riferimento per il presente documento, nel quale il calcolo del rischio è affrontato altrove (Appendice L e Capitolo 4).

$$HI = \frac{((C_w \times I_w \times AF_w) + (C_s \times I_s \times AF_s)) \times EF \times ED}{BW \times AT} \times \frac{1}{RfD} \quad (M.11)$$

dove HI = coefficiente di rischio

C = la concentrazione dell'inquinante

I_w = il tasso di ingestione di liquidi

I_s = il tasso di ingestione di suolo

AF = il fattore di assorbimento della i -esima sostanza chimica in questione

ED è la durata di esposizione

EF è la frequenza di esposizione

BW è il peso corporeo

AT è la tempo di mediazione ($ED \times 365$ giorni/anno)

RfD è la dose di referenza

Dopo aver raccolto i dati relativi all'esposizione e alla concentrazione del contaminante è stata effettuata un'analisi di livello 1, completa di analisi di sensibilità, che ha consentito di classificare i diversi fattori di trasporto in ordine di importanza:

► **Tier 1, Sensitivity Ratios:**

- Local SR ($\Delta = 5\%$) rankings: $EF > BW > I_w = AF_w > I_s = AF_s > ED$

- Range SR ($\Delta = 50\%$) rankings: $EF > I_w = AF_w > BW > I_s = AF_s > ED$

► **Tier 1, Sensitivity Scores:**

- Score based on local SR ($\Delta = 5\%$): $I_w > AF_w > BW > EF > AF_s > IR_s > ED$

- Score based on range SR ($\Delta = 50\%$): $I_w > AF_w > EF > BW > AF_s > IR_s > ED$

Questo tipo di analisi non consente a volte di discriminare adeguatamente il peso dei diversi parametri sulla stima del rischio. In questi casi, è utile applicare una analisi di sensibilità di livello 2.

Nel caso studio in esame, analizzando il data set raccolto e mostrando particolare attenzione a caratterizzare i parametri, indicati dall'analisi di sensibilità di primo livello come più importanti, sono state stimate le PDF per le variabili di esposizione. Si riportano in tabella M.2 le scelte effettuate per ogni parametro.

Tab M.2 valori scelti per l'esempio di analisi di sensibilità

Variabili dell'equazione utilizzata per il calcolo del rischio	stima puntuale		Distribuzione di probabilità		unità di misura
	CTE	RME	Tipo	Parametri	
Concentrazione in acqua	40	40	stima puntuale	40	mg/L
Tasso di ingestione di acqua	1.3	2.0	lognormale ⁽¹⁾	[1.3, 0.75]	L/giorno
Fattore di assorbimento in acqua	0.30	0.50	beta ⁽²⁾	[2.0, 3.0]	adim.
Concentrazione di suolo	90	90	stima puntuale	90	mg/Kg
Tasso di ingestione di suolo	0.05	0.10	uniforme	[0, 0.13]	Kg/giorno
Fattore di aderenza del suolo	0.10	0.30	beta ⁽²⁾	[1.22, 4.89]	adim.
Frequenza di esposizione	250	350	triangolare	[180, 250, 350]	giorni/anno
Durata di esposizione	1	7	empirica ⁽³⁾	consultare le note	anni
Peso corporeo	75	75	lognormale ⁽¹⁾	[74.6, 12.2]	Kg
Tenno di mediazione	365	2555	empirica ⁽⁴⁾	ED x 365	giorni
Dose di riferimento ⁽⁵⁾	0.5	0.5	stima puntuale	0.5	mg/Kg-giorno

(1) i parametri che caratterizzano la distribuzione lognormale sono [media aritmetica, deviazione standard]

(2) i parametri per la distribuzione sono [alfa, beta] compresi tra 0 e 1

(3) i parametri per una distribuzione empirica sono [min, max, {x}, {p}] = [0, 30, {0.08, 0.18, 0.30, 0.44, 0.61, 0.84, 1.17, 1.72, 3.1, 6.77, 14.15, 23.94}, {0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95, 0.975, 0.99}] dove x è il vettore dei valori e p è la corrispondente probabilità cumulativa

(4) essendo una analisi per un inquinante non cancerogeno poniamo AT=ED x 365

(5) per semplicità applicheremo la stessa dose di riferimento per l'ingestione sia di liquidi che di suolo

Mediante l'utilizzo delle nozioni mostrate nei paragrafi M.2.5.1 e M.2.5.2, sono stati calcolati i valori dei coefficienti di regressione che mettono in relazione le variabili espositive e il calcolo del rischio. Tali coefficienti sono stati successivamente utilizzati come valori indicatori della sensibilità, in quanto maggiore è il valore di R^2 relativo a un parametro, maggiore è l'influenza che ha tale parametro sulla stima del rischio.

Fig M.11 risultati dell'analisi dei gradi Spearman per l'ingestione dell'acqua

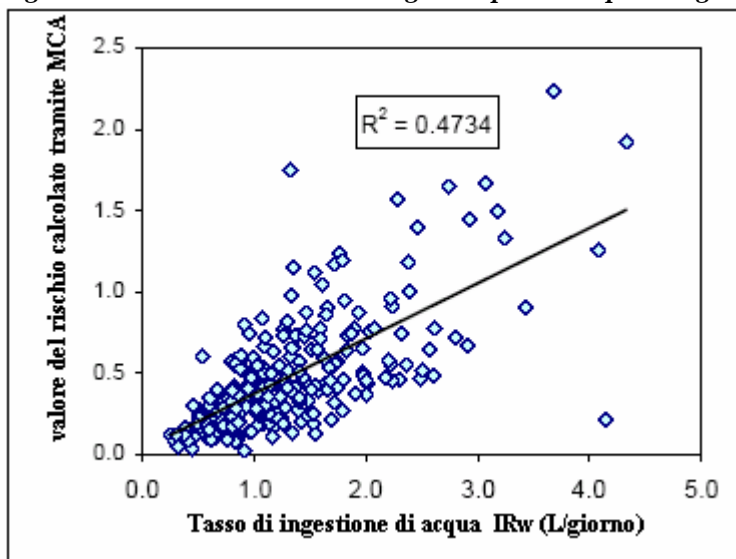
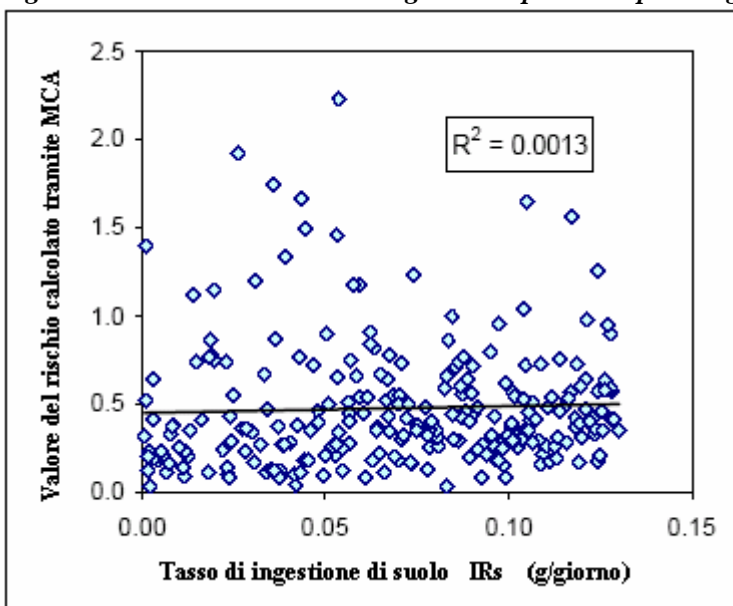


Fig M.12 risultati dell'analisi dei gradi di Spearman per l'ingestione di suolo



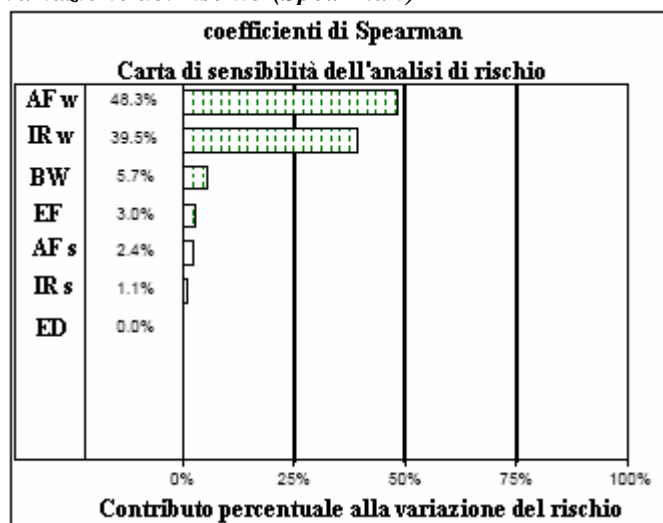
Confrontando i due grafici notiamo che la retta che approssima l'andamento del rischio determinato da IRw presenta un coefficiente angolare maggiore di quella che descrive i dati di IRs. Questo vuol dire che ad una medesima variazione percentuale delle due variabili di esposizione, corrisponde una variazione del rischio diversa. In particolar modo si nota che il rischio aumenta in maniera maggiore all'aumentare del parametro IRw.

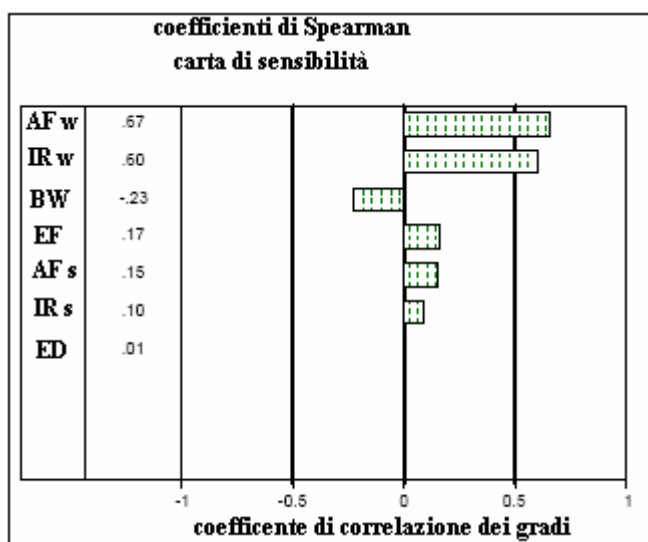
I valori dei coefficienti di correlazione di Spearman per tutti i parametri di esposizione sono riassunti in Tabella M.3, unitamente al coefficiente di Pearson.

Tab M.3 risultato dell'analisi dei coefficienti di correlazione

Variabili espositive	Coefficiente di correlazione di Pearson		Coefficiente di correlazione dei gradi di Spearman		
	r	r ² x 100%	r	r ² x 100%	normalizzato r ² x 100%
Tasso di ingestione d'acqua IR w (L/giorno)	0.644	41.4	0.603	36.3	39.5
Fattore di assorbimento d'acqua AFw (adim)	0.583	34.0	0.666	44.4	48.3
Peso corporeo BW (Kg)	- 0.216	4.7	- 0.229	5.2	5.7
Frequenza di esposizione EF (giorni/anno)	0.174	3.0	0.167	2.8	3.0
Fattore d'assorbimento di solidi AFs (adim)	0.109	1.2	0.149	2.2	2.4
Tasso di ingestione di solidi IR s (g/giorno)	0.061	0.4	0.099	1.0	1.1
Durata di esposizione ED (anni)	0.010	0.0	0.010	0.0	0.0

Per avere un riscontro immediato e visivo i risultati della Tabella M.3 sono anche riportati in forma di istogramma in figura M.13 e M.14, che illustrano il contributo percentuale di ogni parametro alla variazione del rischio (R^2 normalizzato) e al coefficiente di correlazione dei gradi di Spearman (r).

Fig M.13 risultati dell'analisi di sensibilità: contributo percentuale alla variazione del rischio (Spearman)**Fig M.14 risultati dell'analisi di sensibilità: coefficiente di correlazione dei gradi di Spearman**



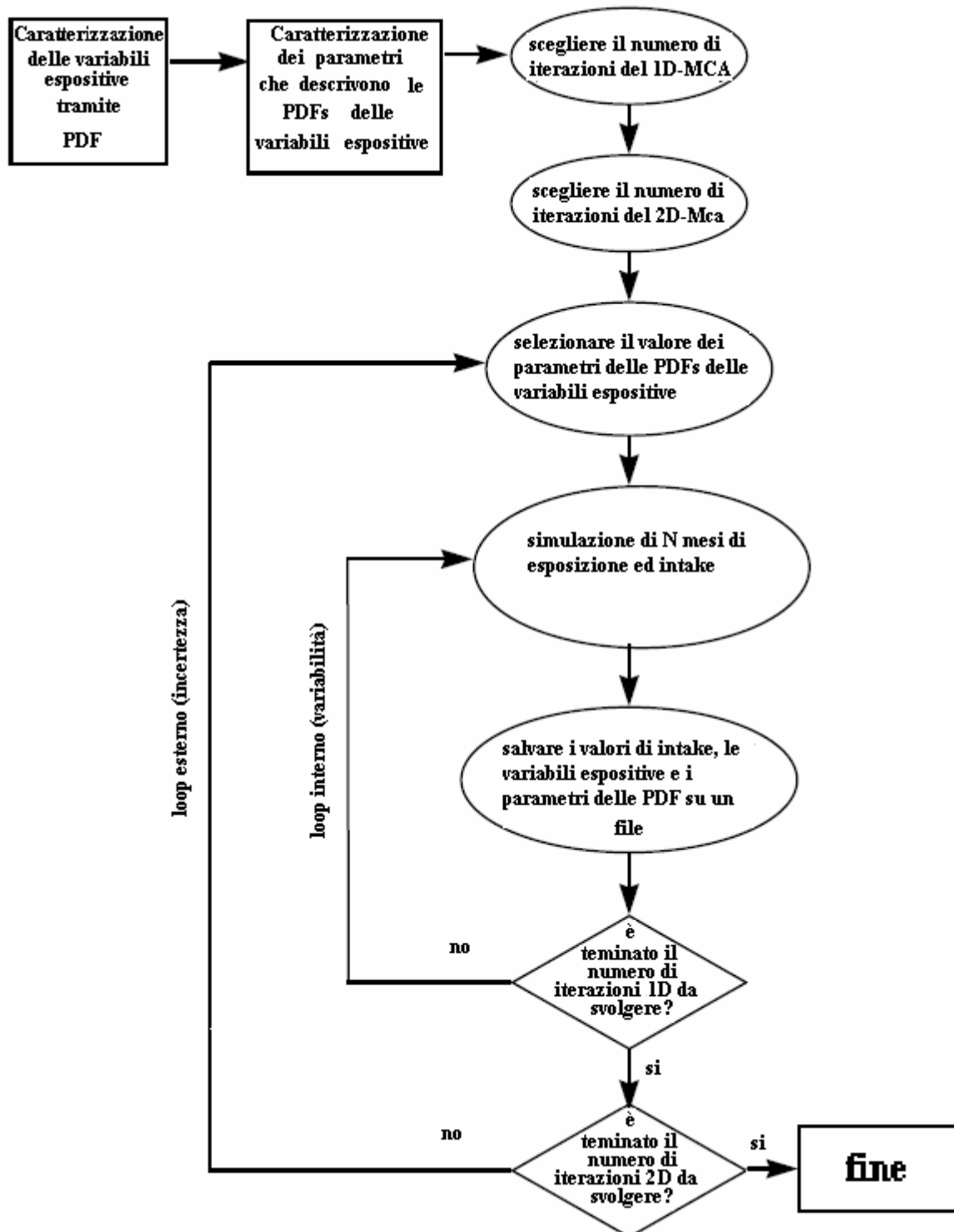
M.3.4 LIVELLO 3

Come accennato in precedenza, all'aumentare del dettaglio dell'informazione fornita, aumentano le risorse e le conoscenze necessarie per fornire tale informazione. In questo paragrafo illustreremo in maniera generale il funzionamento dell'analisi di Monte Carlo avanzata. Tale analisi viene suggerita nei RAGS come approccio consigliato ad una caratterizzazione di livello tre. Questo tipo di analisi avanzata viene chiamata analisi di Monte Carlo bidimensionale (2D-MCA) ed è un potente strumento di analisi dei dati. Non verranno forniti dettagli sulla 2D-MCA perché è di difficile applicazione in quanto richiede, per la sua applicazione, una conoscenza dei dati difficilmente reperibile in realtà.

Per poter applicare il 2D-MCA è necessario conoscere non solo le PDF dei parametri, ma anche dei parametri che ne descrivono l'incertezza. Come abbiamo detto in precedenza, i valori di un data set possono essere approssimati secondo delle curve di distribuzione probabilistica. Collezionando un grande numero di dati è possibile riuscire a ottenere più curve di distribuzione che li approssimano in maniera più o meno corretta. Solo conoscendo i valori che descrivono le possibili PDF di ogni parametro ha un senso applicare l'analisi 2D-MCA. Questo tipo di analisi serve per descrivere l'andamento sia della variabilità che quello dell'incertezza contemporaneamente, infatti mentre le PDF rappresentano la variabilità, la variazione di PDF rappresenta l'incertezza.

Nel 2D-MCA vengono eseguiti due cicli, uno interno ed uno esterno. Lo schema logico da seguire viene riportato in fig M.15

Fig M.15 schema di funzionamento dell'analisi bidimensionale di Monte Carlo



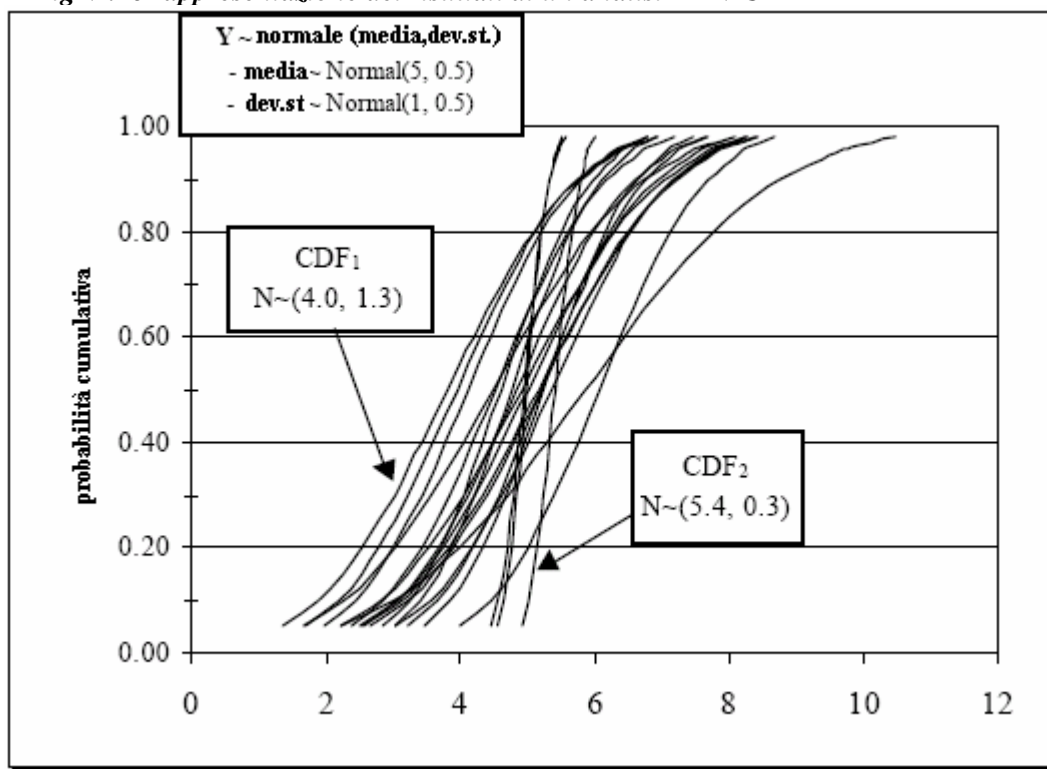
Osservando lo schema riportato analizziamo, il metodo 2D-MCA può essere schematizzato in quattro fasi:

1. acquisizione dati
2. ciclo interno
3. ciclo esterno
4. analisi dei risultati

Per quanto riguarda l'acquisizione dati, oltre alle normali PDF, è necessario acquisire dei dati che ne servano per parametrizzarne l'incertezza. Questo passaggio rappresenta la principale difficoltà per l'applicazione del metodo. Nei casi comuni non è semplice caratterizzare i dati tramite PDF, ma riuscire a raccogliere un data set così ampio da poter consentire la rappresentazione ed il confronto di più PDFs è molto costoso e difficile.

Il ciclo interno è un normale 1D-MCA in cui invece di rappresentare i risultati direttamente, le funzioni di distribuzione vengono calcolate e memorizzate. Il ciclo esterno serve per poter simulare l'incertezza delle PDFs. Il risultato di questo metodo consiste in una serie di PDF o CDF, che vengono rappresentate in un unico grafico, come quello riportato in Figura M.16.

Fig M.16 rappresentazione dei risultati di un analisi 2D-MCA

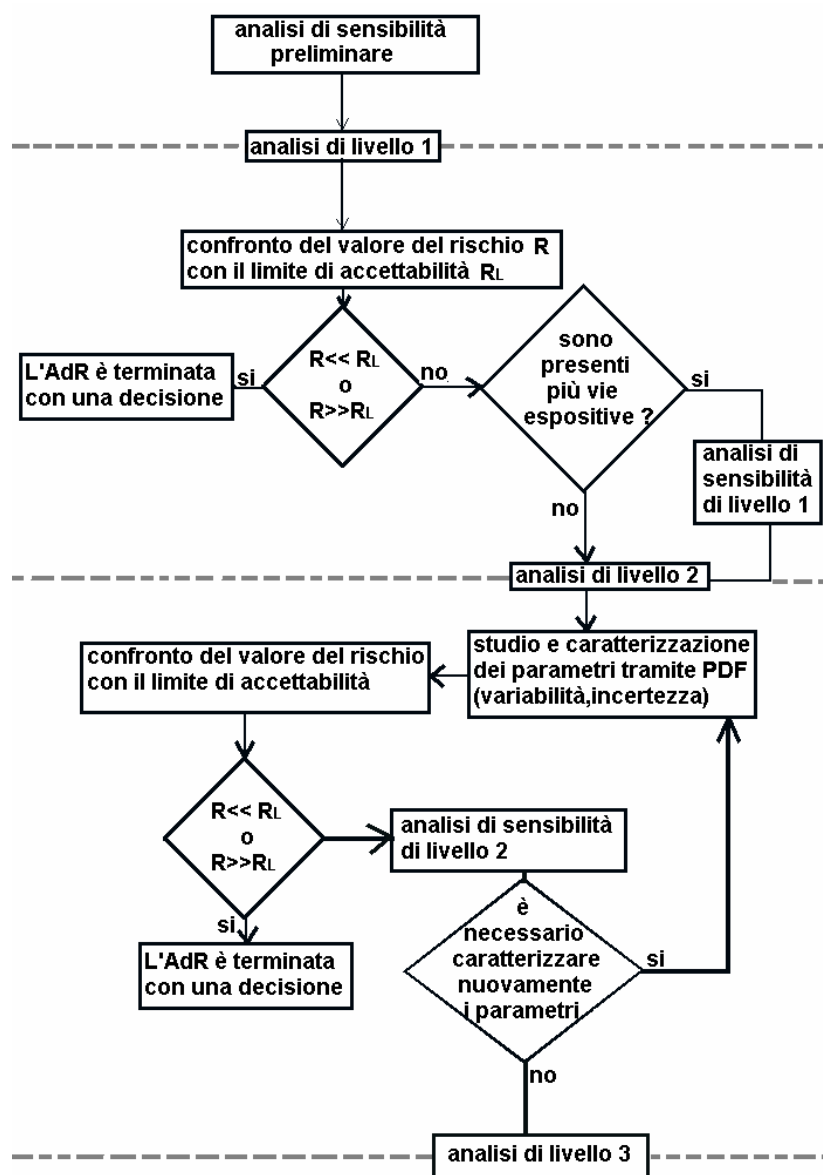


M.4 APPLICAZIONE DEL PRA AD UN CASO STUDIO

In questo capitolo viene mostrata un'applicazione pratica dell'approccio probabilistico ad un caso studio. I dati utilizzati si riferiscono a casi teorici o sono stati tratti dall'Exposure Factors Handbook EPA/600/P-95/002Fa . Per utilizzare il metodo di Monte Carlo è stato fatto uso del software Risc versione 4.0 2001, che è l'unico software , tra quelli analizzati, che si avvale di questo tipo di approccio. Per coerenza della trattazione e per motivi pratici è stato utilizzato il software Risc anche per quelle situazioni in cui non era indispensabile come ad esempio l'approccio deterministico. Sarà discusso in maniera specifica la provenienza dei dati utilizzati, quali sono le limitazioni al loro utilizzo e la validità che ha questo approccio.

Lo schema concettuale seguito è quello illustrato nei paragrafi precedenti di questa appendice, che per comodità viene ripetuto in Figura M.17.

Fig M.17 schema concettuale dell'approccio a livelli



Nel caso che verrà discusso è stata svolta un'analisi di rischio su di un sito, caratterizzato da un uso residenziale di fascia adulta, in cui il suolo presenta una contaminazione da piombo. Per semplicità è stata presa in considerazione, come unica via espositiva, l'ingestione di suolo.

M.4.1 LIVELLO 1

M.4.1.1 ACQUISIZIONE DEI DATI

La prima fase da attuare per poter svolgere un'analisi di rischio è l'acquisizione dei dati. L'acquisizione dei dati richiede costi differenti al variare della precisione e accuratezza con cui i dati vengono raccolti e caratterizzati. Per quanto riguarda l'analisi di livello uno dovrà essere stimato un singolo valore rappresentativo per ogni parametro espositivo. I parametri espositivi che interesseranno l'esempio che si sta trattando sono quelli che compaiono nelle equazioni per il calcolo dell'esposizione già trattate in precedenza.

$$EM = \frac{IR \times EF \times ED}{BW \times AT} \quad (M.1)$$

$$E = C_{poex} \times EM \quad (M.2)$$

L'unica via di esposizione considerata è quella relativa all'ingestione di suolo; il tasso di ingestione giornaliero si calcola tramite l'equazione M.12

$$IR = IR_s \times FI \quad (M.12)$$

$$IR_s = \text{tasso di ingestione di suolo giornaliero} \left[\frac{mg}{giorno} \right]$$

$$FI = \text{frazione di suolo ingerita} \quad [a \text{ dimensionale}]$$

Nella fase di acquisizione dei dati non è sempre possibile trovare per tutti parametri dei valori rappresentativi sito specifici; per questo motivo sono stati utilizzati valori di default dedotti dall'analisi di confronto tra testi e software. L'unico dato che per ovvi motivi è in ogni caso sito-specifico è il valore della concentrazione. Per tale dato è stato raccolto un data set composto da 21 dati, e tali dati sono stati analizzati per poter consentire di ricavare un valore rappresentativo. Come menzionato nell'appendice H è stato utilizzato il software Pro-UCL per ricavare il valore del 95% UCL.

In tabella M.4 si riportano i valori dei parametri utilizzati per l'analisi di primo livello relativa all'esempio.

Tabella M.4 valori scelti nell'approccio di livello 1

Variabile espositiva	Unità di misura	RME scelto	Specificità del parametro
Concentrazione C	$\left[\frac{mg}{Kg} \right]$	2611	s.s
Tasso di ingestione del suolo IRs	$\left[\frac{mg}{giorno} \right]$	100	c.t&s
Frequenza di esposizione EF	$[giorni / anno]$	350	c.t&s
Tempo medio di esposizione AT	$[anni]$	70 / ED	c.t&s
Durata di esposizione ED	$[anni]$	30	c.t&s
Peso corporeo BW	$[Kg]$	70	c.t&s
Frazione di suolo ingerita FI	$[a \text{ dim}]$	1	c.t&s

s.s. =dato sito specifico ricavato mediante misure sul campo

c.t&s.=valori consigliati all'interno del documento relativi al confronto tra testi e software (vedi appendice I)

Per quanto riguarda la discussione sui metodi per la scelta dei valori rappresentativi si rimanda alla trattazione svolta nel documento (app. H, app. I).

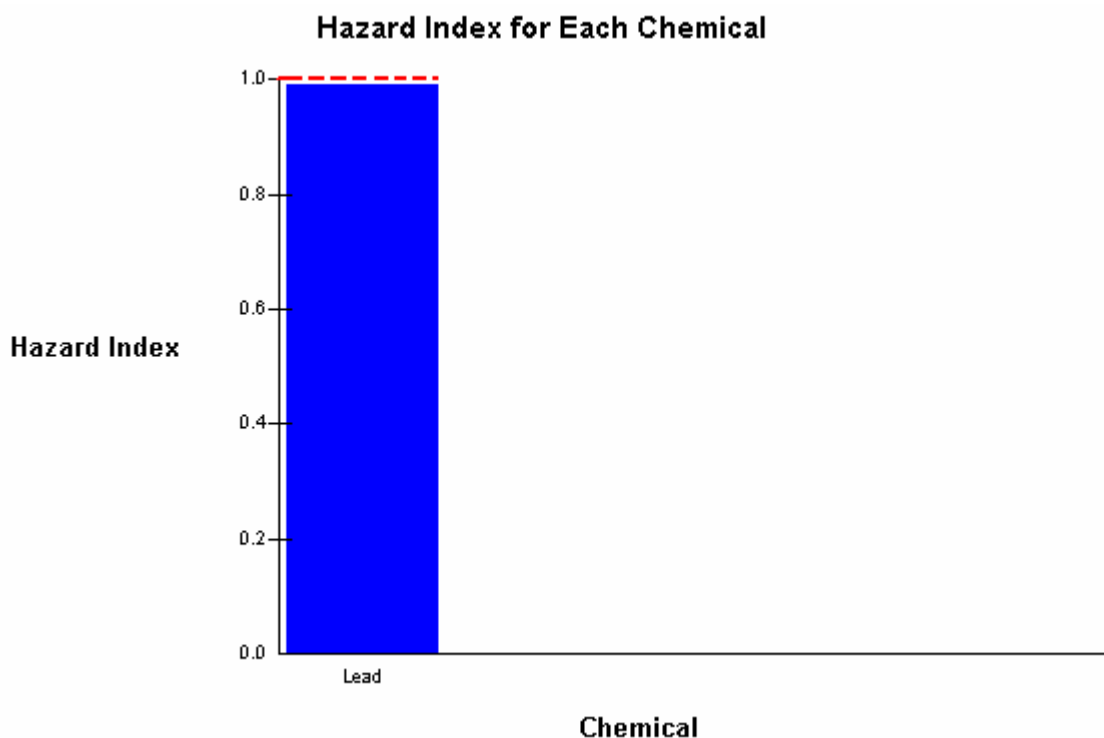
M.4.1.2 STIMA DEL RISCHIO

Per stimare il rischio basta applicare le equazioni riportate nel paragrafo precedente, utilizzando come valori dei parametri quelli riportati nella tabella M.4

Dopo aver riportato i valori è stata svolta una analisi di rischio tramite il software Risc che ha dato come risultato un valore dell'indice di rischio pari a $\approx 0,95$ (vedi Figura M.18).

Se si ritiene di aver stimato i parametri in maniera corretta possiamo confrontare il valore dell'indice di rischio ottenuto dall'Adr con il valore di accettabilità.

Fig M.18 confronto tra la AdR di livello 1 e il valore di accettabilità del rischio



Essendo i due valori molto prossimi tra loro, ci si trova in una situazione limite nella quale non è presente un margine di sicurezza accettabile per consentire di prendere una decisione relativa alla necessità o meno di intervenire. In questo caso è evidente la necessità di caratterizzare in maniera più precisa la variabilità e l'incertezza del rischio quindi sarà necessario effettuare una AdR mediante una procedura di livello 2. Prima di affrontare il livello 2, si presenta una breve discussione relativa all'analisi di sensibilità di livello 1.

M.4.1.3 ANALISI DI SENSIBILITA' DI LIVELLO 1

Tutte le equazioni relative al calcolo dell'esposizione attraverso un singolo percorso mettono in relazione tutti i parametri in maniera lineare. Per tali equazioni parlare di sensibilità non è possibile, bensì è utile fare un discorso del genere quando si prendono in considerazione più vie espositive. In tali casi sarà utile individuare le vie espositive di maggior interesse perché determinanti sul valore finale del rischio. Per fare tali analisi esistono due modi.

Il primo metodo, più rapido ma più approssimativo, consiste nel calcolare il valore del rischio per ogni via di esposizione e poi considerando più sensibili le vie che hanno valori del rischio maggiore.

Un altro metodo, più complesso ma maggiormente efficiente, consiste in un'analisi di sensibilità relativa (vedi appendice N) effettuata sui dati. Nel caso siano presenti più vie espositive si hanno equazioni per l'AdR del tipo M.13:

$$EM = \frac{(IRw + IRs + IRa + etc...)IRxEFxED}{BWxAT} \quad (M.13)$$

In questo caso il contributo che da ogni via di esposizione non è lo stesso ed è possibile utilizzare l'equazione (M.14) per trovare un valore di sensibilità

$$s_r = \frac{\left(\frac{y_2 - y_1}{y_1} \right)}{\left(\frac{x_2 - x_1}{x_2} \right)} \quad (M.14)$$

dove la variabile X rappresenta il parametro oggetto dell'analisi di sensibilità, e il parametro Y rappresenta i valori del rischio.

X_1 = Valore standard del parametro

X_2 = Valore del parametro aumentato di un' valore percentuale costante

Y_1 = Valore del rischio calcolato con i valori standard delle variabili espositive

Y_2 = Calcolo del rischio dove è stato variato un singolo parametro X in input

I parametri appartenenti alle vie espositive che hanno il valore di s_r maggiore saranno quei valori la cui variazione contribuirà maggiormente ad una variazione del rischio.

M.4.2 LIVELLO 2

M.4.2.1 ACQUISIZIONE DEI DATI

Analogamente a quanto è stato fatto per il livello 1, anche per il livello 2 la prima fase da affrontare sarà l'acquisizione dei dati rappresentativi. A differenza del livello 1, nel livello 2 è previsto un approccio probabilistico; quindi è necessario conoscere le funzioni di distribuzione dei dati maggiormente determinanti. La individuazione dei parametri su cui applicare il livello 2 di analisi di tipo probabilistico viene effettuata mediante l'applicazione dell'analisi di sensibilità di livello 1. Pertanto, per quanto detto prima, nel caso studio in esame, che fa riferimento ad una singola via di esposizione, tale analisi non è stata ovviamente eseguita, in quanto tutti i parametri di esposizione hanno lo stesso peso nel definire il valore del rischio.

Come abbiamo visto in precedenza per effettuare un'analisi MC è necessario avere una descrizione probabilistica di uno o più variabili espositive. Non esistono dati di letteratura validati a cui poter fare riferimento, quindi i dati che utilizzeremo non sono in alcuna maniera applicabili in una procedura reale. Ci riferiremo, quando possibile a dati forniti dall'EFH [EPA/600/P-95/002Fa], che ne giustifica la provenienza, oppure utilizzeremo dati forniti da un miglior giudizio professionale utili per mostrare l'approccio al caso studio.

Nelle applicazioni reali i dati dovrebbero essere sito-specifici, quindi a seconda della necessità si andranno a caratterizzare i data set delle variabili espositive.

A prescindere dall'approccio utilizzato è preferibile fornire valori del rischio sovrastimato in modo da garantire calcoli conservativi. Seguendo questo principio, per alcune variabili espositive invece di trovare delle funzioni rappresentative è preferibile in alcuni casi prevedere valori costanti conservativi in modo da poter garantire un valore del rischio cautelativo e senza disperdere risorse nella ricerca delle PDF. Questo è il caso del valore del fattore di assorbimento e la frequenza di esposizione. Per quanto riguarda il *fattore di assorbimento* **FI**, coerentemente alle scelte fatte nell'appendice I, è stato selezionato un valore *costante* pari a **1** in modo da garantire valori conservativi del rischio. Per il valore della *frequenza di esposizione* **EF** si è ritenuto cautelativo un valore *costante* pari a **350** $\left[\frac{\text{giorni}}{\text{anno}} \right]$. Per caratterizzare la funzione parametrica utilizzata per descrivere la variabilità del tasso di *intake giornaliero di suolo ingerito* **IRs**, sono stati utilizzati i risultati di uno studio riportato nel documento EFH [EPA/600/P-95/002Fa]. Tali valori sono relativi ad un singolo studio quindi non possono essere utilizzati come riferimento nazionale, ma comunque sono valori verosimili e attendibili. Il risultato è una funzione di distribuzione *log-normale* caratterizzata dai valori:

$$\begin{aligned} \text{— Media} &= \mathbf{59} \left[\frac{\text{mg}}{\text{giorno}} \right] \\ \text{— Deviazione standard} &= \mathbf{126} \left[\frac{\text{mg}}{\text{giorno}} \right] \\ \text{— Valore minimo} &= \mathbf{13} \left[\frac{\text{mg}}{\text{giorno}} \right] \\ \text{— Valore massimo} &= \mathbf{143} \left[\frac{\text{mg}}{\text{giorno}} \right] \end{aligned}$$

Per caratterizzare la *durata di esposizione* **ED** non è stato possibile ricorrere a fonti certificate quindi è stato deciso di utilizzare una funzione di distribuzione estremamente semplice da caratterizzare e che può rappresentare quella che è effettivamente una situazione reale. Utilizzando una funzione di distribuzione di tipo *triangolare*, e ricorrendo a dei dati realistici abbiamo ipotizzato come parametri:

- *Valore minimo*: **4 anni** (tempo minimo di insediamento in una zona residenziale)
- *Valore medio* : **30 anni** (valore attualmente considerato come RME in questo scenario espositivo)
- *Valore massimo* : **50 anni** (tempo di vita massimo di una casa)

Per caratterizzare l'andamento della distribuzione del *peso* **BW** è stata utilizzata la PDF proposta dal software Risc.. Tale curva del tipo *Normale* viene descritta tramite i valori:

- *Media* = **72** [Kg]
- *Deviazione standard* = **15,9** [Kg]
- *Valore minimo* = **24** [Kg]
- *Valore massimo* = **125** [Kg]

I valori caratteristici necessari per caratterizzare l'andamento della *concentrazione* **C** sono stati ricavati mediante le procedura utilizzate nell'appendice H. Applicando i vari modelli e test la funzione che meglio approssima i dati in nostro possesso è una funzione di tipo *Normale* caratterizzata dai valori:

- *Media* = **2217,27** $\left[\frac{mg}{Kg} \right]$
- *Deviazione standard* = **1046,56** $\left[\frac{mg}{Kg} \right]$
- *Valore minimo* = **920,4** $\left[\frac{mg}{Kg} \right]$
- *Valore massimo* = **4956** $\left[\frac{mg}{Kg} \right]$

In tabella M.5 sono riassunte tutte le variabili espositive, con relative funzioni di distribuzione e caratteristiche.

Tabella M.5 valori dei parametri espositivi utilizzati nell'esempio

Variabile espositiva	Unità di misura	Valori scelti
Concentrazione C	$\left[\frac{mg}{Kg} \right]$	PDF Normale Media=2217,27 Dev.st. = 1046,5 Val.Min = 920,4 Val.Max= 4956
Tasso di ingestione del suolo IRs	$\left[\frac{mg}{giorno} \right]$	PDF log-norm. Media 59 Dev stand = 126 Min = 13 Max = 143
Frequenza di esposizione EF	$[giorni / anno]$	350
Tempo medio di esposizione AT	$[anni]$	70 / ED
Durata di esposizione ED	$[anni]$	PDF triangolare Min = 4 Medio = 30 Max = 50
Peso corporeo BW	$[Kg]$	PDF Normale Media=72 Dev.st. = 15,9 Val.Min = 24 Val.Max= 125
Frazione di suolo ingerita FI	$[a \text{ dim}]$	1

M.4.2.2 ANALISI DI INCERTEZZA

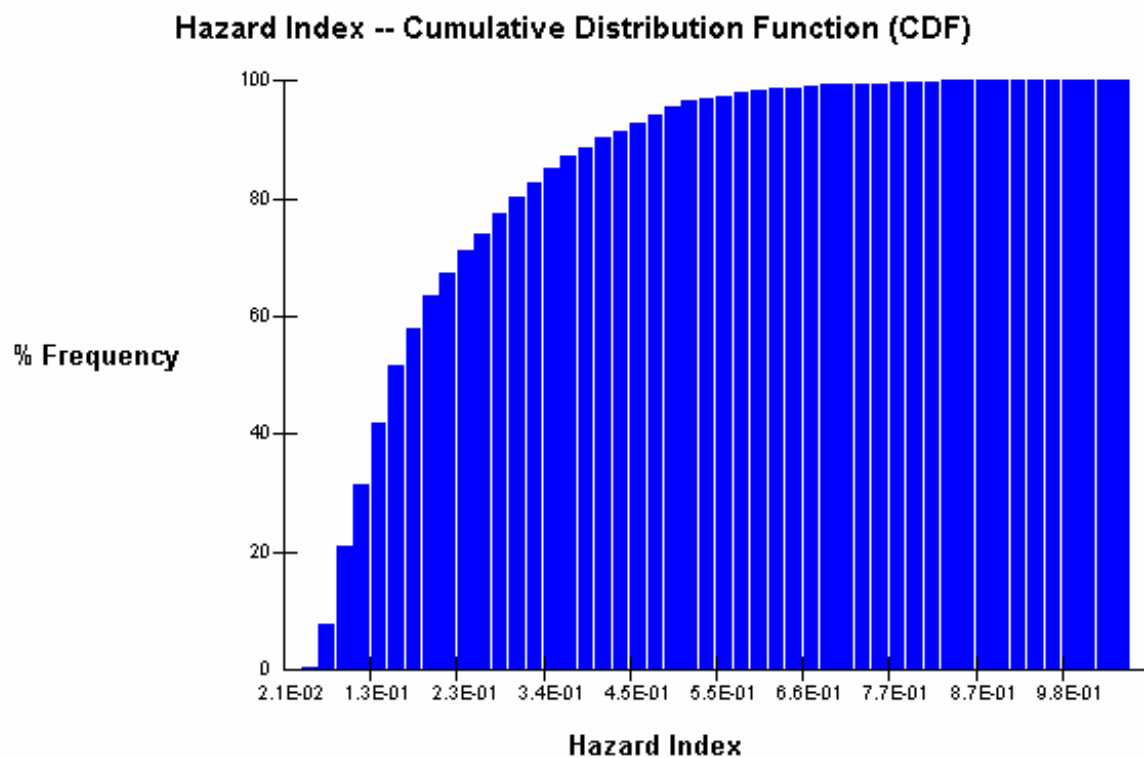
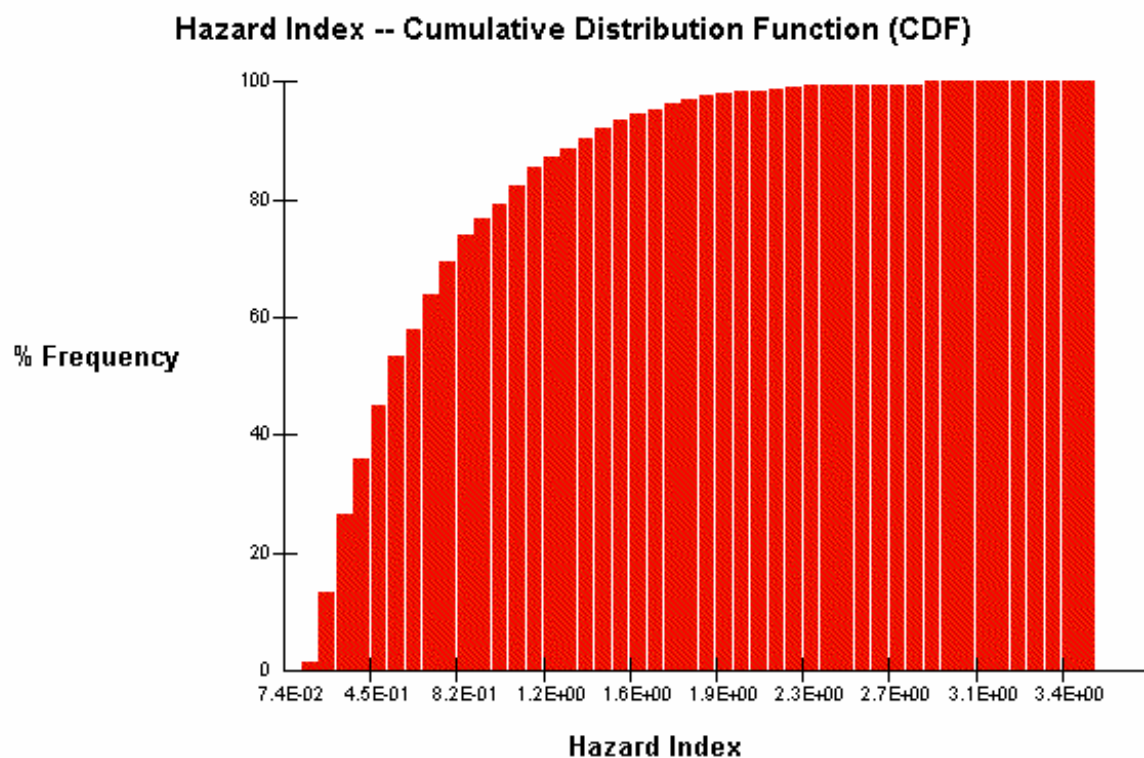
La prima analisi che va effettuata con il metodo MCA di livello 2 è quella di incertezza. Nel caso studio in questione, l'unico data set sito-specifico è quello relativo alla concentrazione, e quindi questo tipo di analisi è stata effettuata solo su questo parametro. In genere è comunque consigliabile svolgere questa analisi su tutti i parametri di cui si hanno informazioni sito-specifiche. Il risultato dell'analisi di incertezza consentirà di individuare un range di incertezza del rischio relativo al parametro analizzato. A seconda delle caratteristiche del range ottenuto potrà essere deciso se il valore del rischio ottenuto sarà rappresentabile mediante un valore singolo o da un range di incertezza. Analizzando i dati raccolti andranno evidenziati due valori limite tramite i quali sarà effettuata l'analisi. I RAGS suggeriscono di utilizzare il 5° percentile come valore minore e il 95 esimo percentile come valore maggiore. In questa maniera sarà evidenziato un intervallo di credibilità del 90%. Nei RAGS con il termine intervallo di credibilità viene definito un range di valori che rappresentano degli estremi plausibili di un parametro relativo alla popolazione a cui tale popolazione può ragionevolmente essere esposto.

Nel caso preso in esame l'analisi di incertezza è stata svolta effettuando due simulazioni di Monte Carlo in cui sono stati tenuti costanti tutti i parametri, caratterizzate dai corrispondenti valori

singoli o PDF, e sono stati utilizzati come valori della concentrazione 1114 mg/Kg corrispondente al 5° *percentile*, e 3540 mg/Kg corrispondente al 95esimo *percentile*. In questo modo, applicando il software Risc e i dati riassunti in Tabella M.6, sono state tracciate due CDF del rischio, riportate rispettivamente in Figura M.19 e M.20 e tramite il loro confronto evidenziato un *range di incertezza*.

Tabella M.6 valori dei parametri espositivi utilizzati nell'esempio

Variabile espositiva	Unità di misura	Caso 1	Caso 2
Concentrazione C	$\left[\frac{mg}{Kg} \right]$	1114	3540
Tasso di ingestione del suolo IRs	$\left[\frac{mg}{giorno} \right]$	PDF log-norm. Media 59 Dev stand = 126 Min = 13 Max = 143	PDF log-norm. Media 59 Dev stand = 126 Min = 13 Max = 143
Frequenza di esposizione EF	$[giorni / anno]$	350	350
Tempo medio di esposizione AT	$[anni]$	70 / ED	70 / ED
Durata di esposizione ED	$[anni]$	PDF triangolare Min = 4 Medio = 30 Max = 50	PDF triangolare Min = 4 Medio = 30 Max = 50
Peso corporeo BW	$[Kg]$	PDF Normale Media=72 Dev.st. = 15,9 Val.Min = 24 Val.Max= 125	PDF Normale Media=72 Dev.st. = 15,9 Val.Min = 24 Val.Max= 125
Frazione di suolo ingerita FI	$[a \text{ dim}]$	1	1

Fig M.19 CDF relativa al caso 1*Fig M.20 CDF relativa al caso 2*

Il range di incertezza ottenuto può essere analizzato confrontando le differenze tra le CDF ottenute dai due data set. Tale differenza può essere sia analizzata puntualmente scegliendo un valore

singolo oppure può esserne analizzato l'andamento. Nel calcolo relativo ad un valore può essere scelto se esprimere l'incertezza relativamente alla popolazione esposta o relativamente ad un valore del rischio. Di seguito si analizzano i due casi relativi all'esempio:

1. *analisi dell'incertezza puntuale*: Confrontando i valori del rischio, ottenuti nei due casi, correlati al 95esimo percentile della frequenza, l'analisi di incertezza mostra che il 95% della popolazione è esposta a un valore del indice di rischio inferiore o uguale a 0,5 nel primo caso (Figura M.21) o 1,7 nel secondo caso (Figura M.22); quindi abbiamo un intervallo di 1,2 causato dall'incertezza.

Per ricavare questi valori è possibile interpolare le funzioni cumulative di distribuzione

Se invece si vuole sapere quale è la percentuale di popolazione esposta ad valore inferiore di un determinato indice di rischio ($HI=1$), tramite l'interpolazione delle CDF l'analisi di incertezza nel nostro caso evidenzia due valori estremi del range corrispondenti a 79% (Figura M.24) e 100% (Figura M.23).

2. *analisi dell'andamento dell'incertezza*: estendendo il processo di analisi di incertezza puntuale all'intera CDF otteniamo l'andamento dell'incertezza in funzione del rischio (o della popolazione esposta). Per rendere più rapido questo passaggio ,a discapito della qualità in questo caso, è possibile sovrapporre le due curve ottenendo un margine di differenza. Tale margine è proprio il range di incertezza.

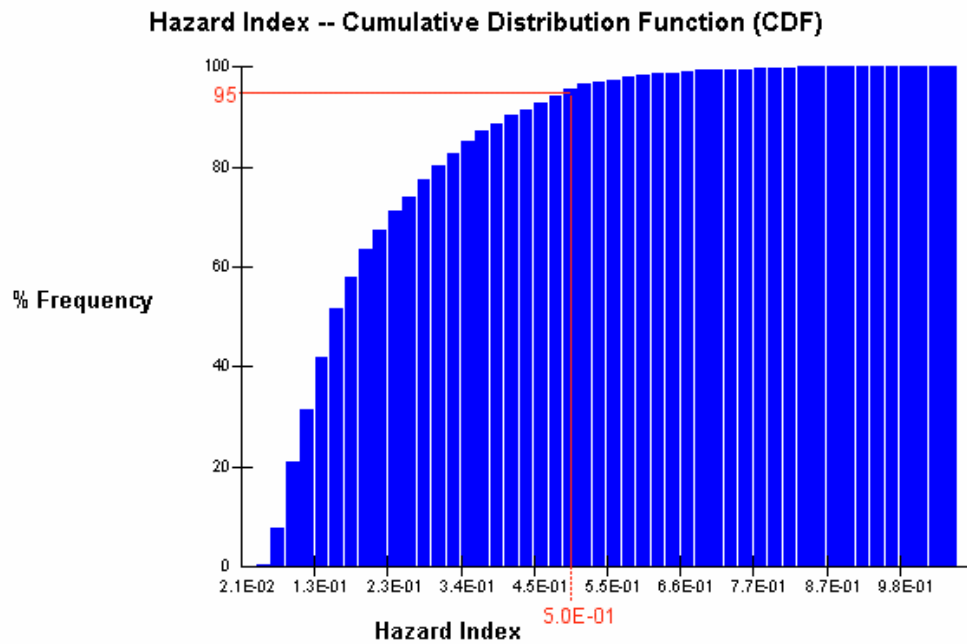
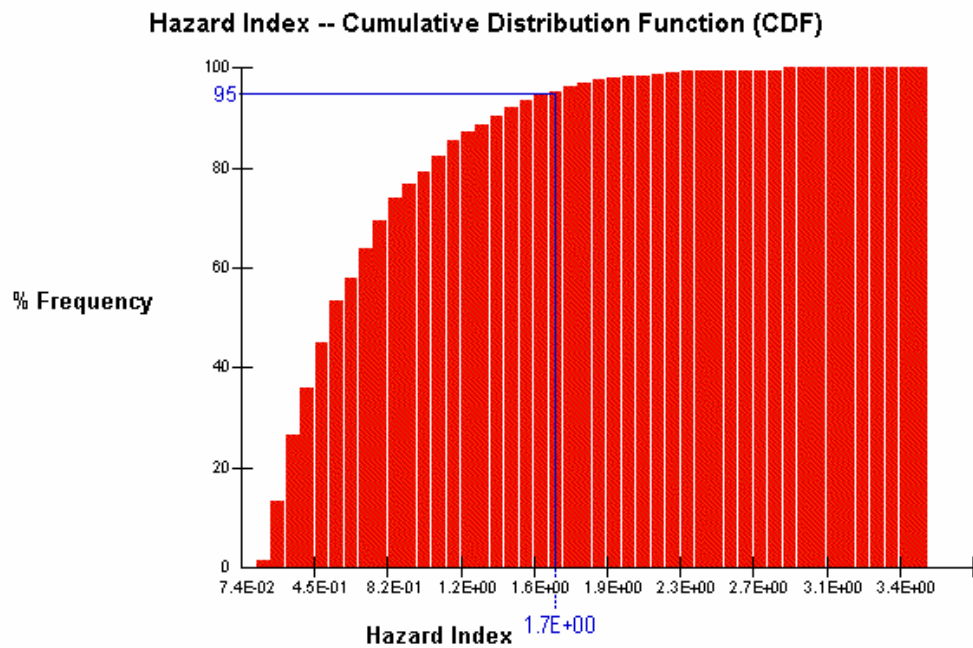
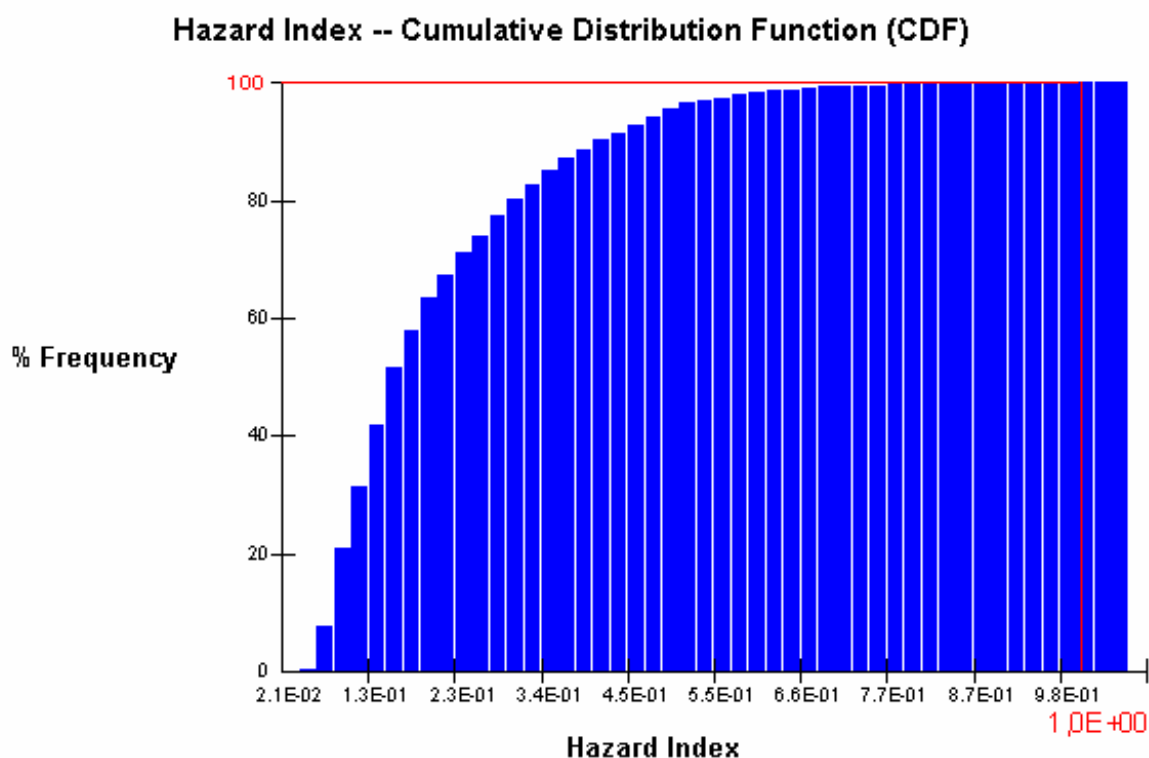
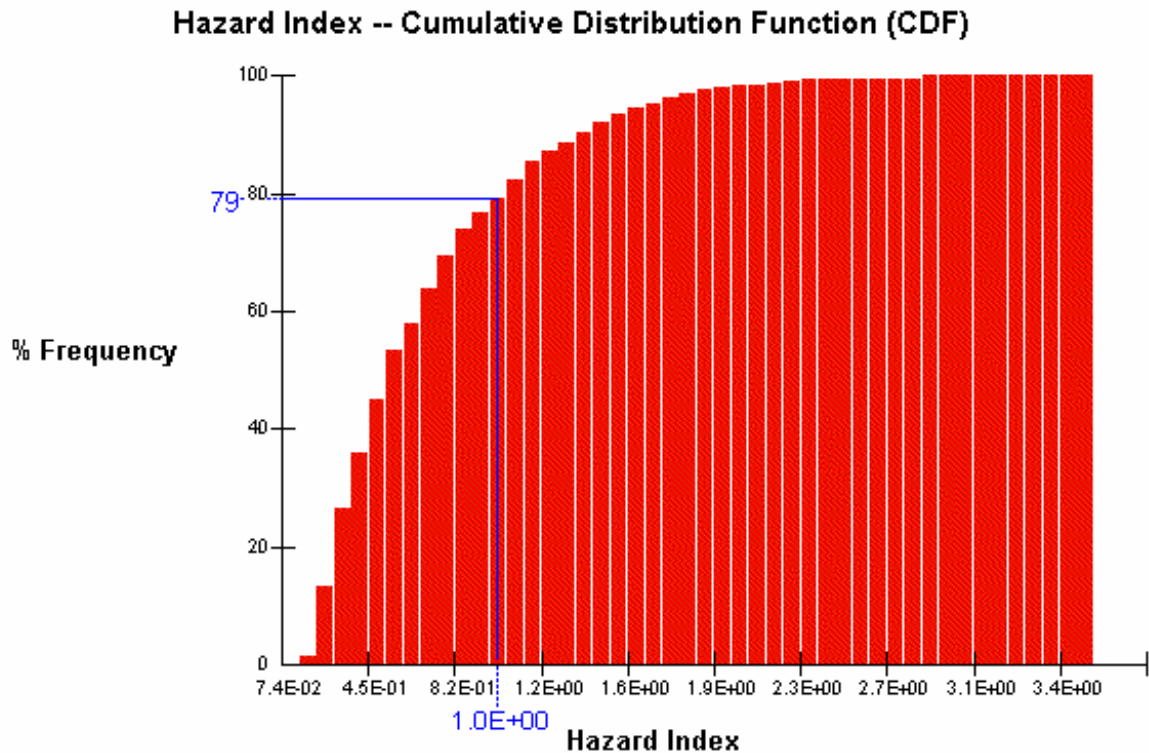
Fig M.21 interpolazione della CDF del Caso 1 per un valore stabilito della frequenza*Fig M.22 interpolazione della CDF del Caso 2 per un valore stabilito della frequenza*

Fig M.23 interpolazione della CDF del Caso 1 per un valore stabilito dell'indice di rischio*Fig M.24 interpolazione della CDF del Caso 2 per un valore stabilito dell'indice di rischio*

Viene effettuata una sovrapposizione delle CDF di figura M.23 e M.24 su di uno stesso grafico (Figura M.25), così da ottenere il range di incertezza riportato nel grafico di figura M.26. Non

potendo operare direttamente sui valori del rischio ottenuti da Risc per rappresentare il range è stata effettuata una sovrapposizione grafica che ha il vantaggio di fornire un'informazione rapida sull'andamento del range, ma può presentare errori di approssimazione nell'interpolazione dei dati.. Per ovviare a questo problema dopo aver ottenuto un primo riscontro grafico per sapere l'andamento generale dell'incertezza, in seguito è stata effettuata una analisi puntuale sui valori che di nostro interesse.

Fig M.25 confronto delle due CDF per analisi di incertezza

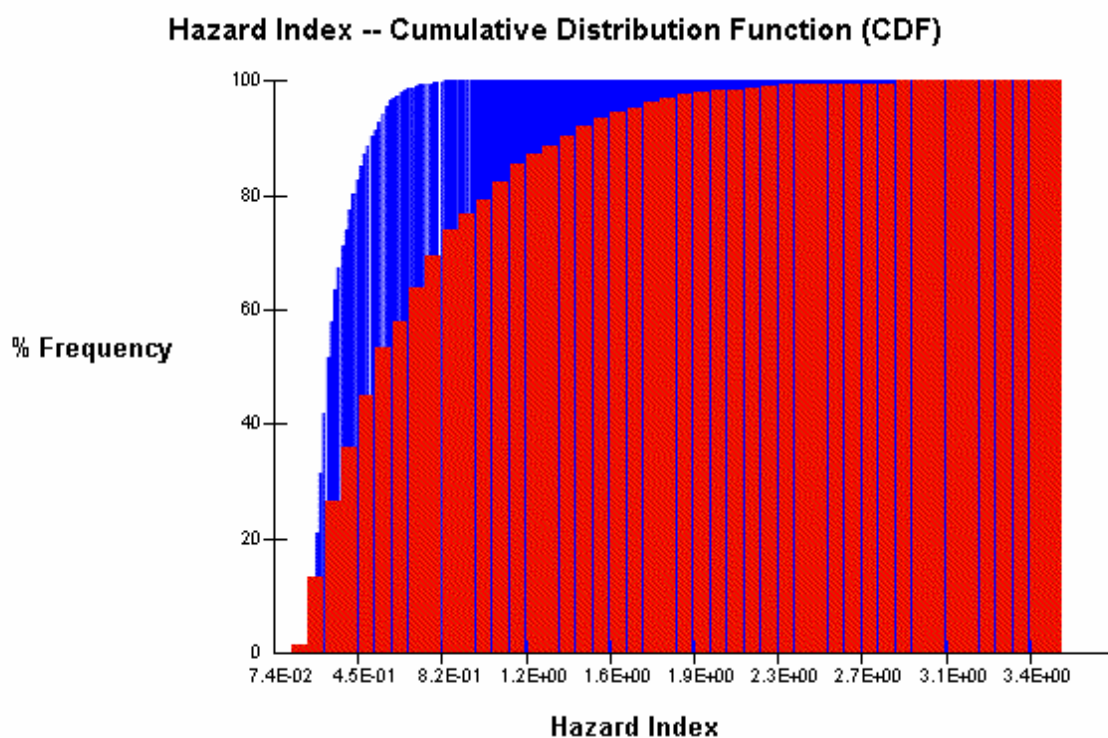
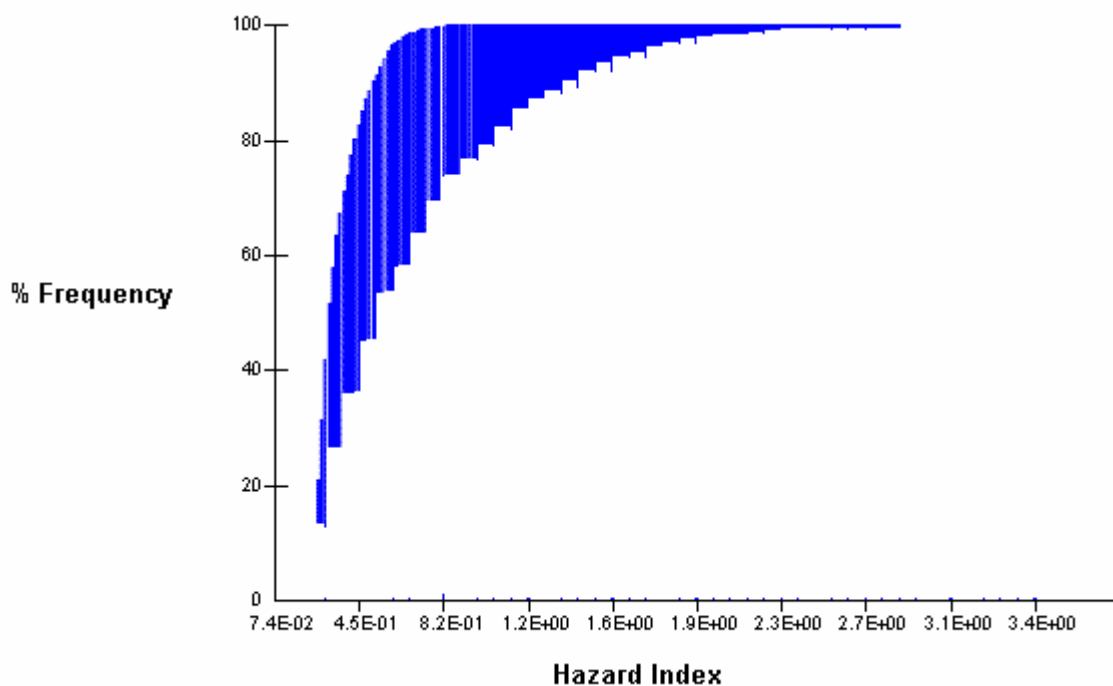


Fig M.26 andamento del range di incertezza



Analizzando il grafico è possibile osservare l'andamento del range di incertezza, ed è possibile calcolare i valori estremi mediante processi analoghi a quelli effettuati per l'analisi puntuale. Quindi è possibile valutare la variazione del range di incertezza sia da un punto di vista qualitativo più rapido, analisi dell'andamento del grafico, sia da un punto di vista maggiormente quantitativo mediante l'utilizzo di più analisi puntuali.

Fig M.27 interpolazione del range di incertezza in funzione della frequenza cumulativa (95%)

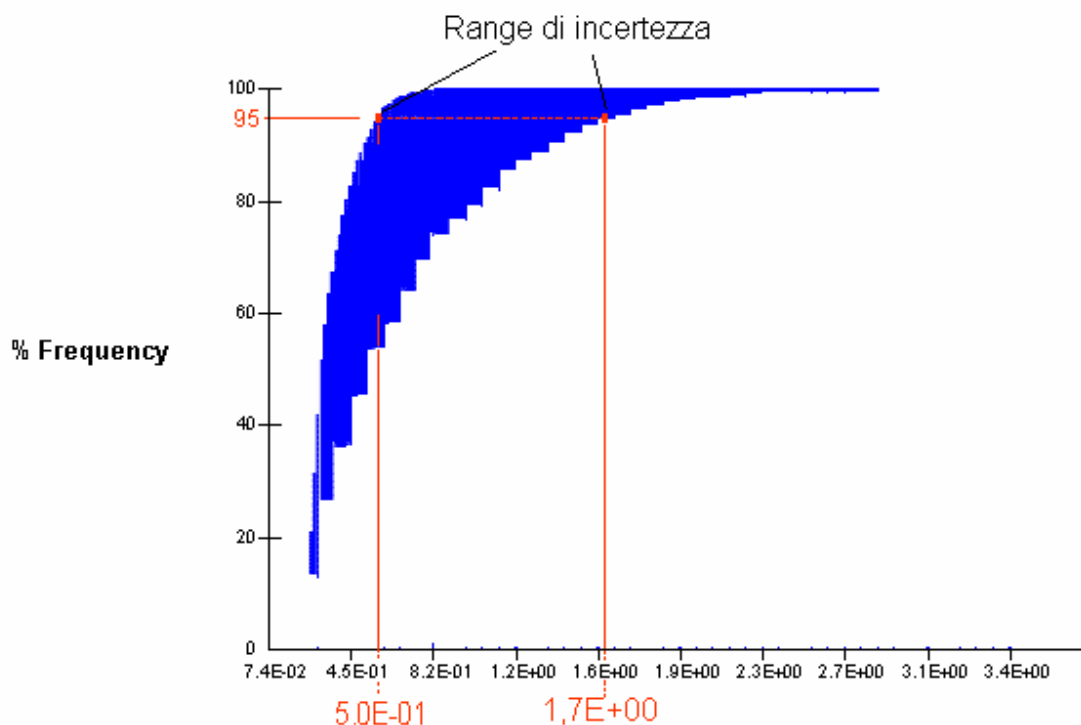
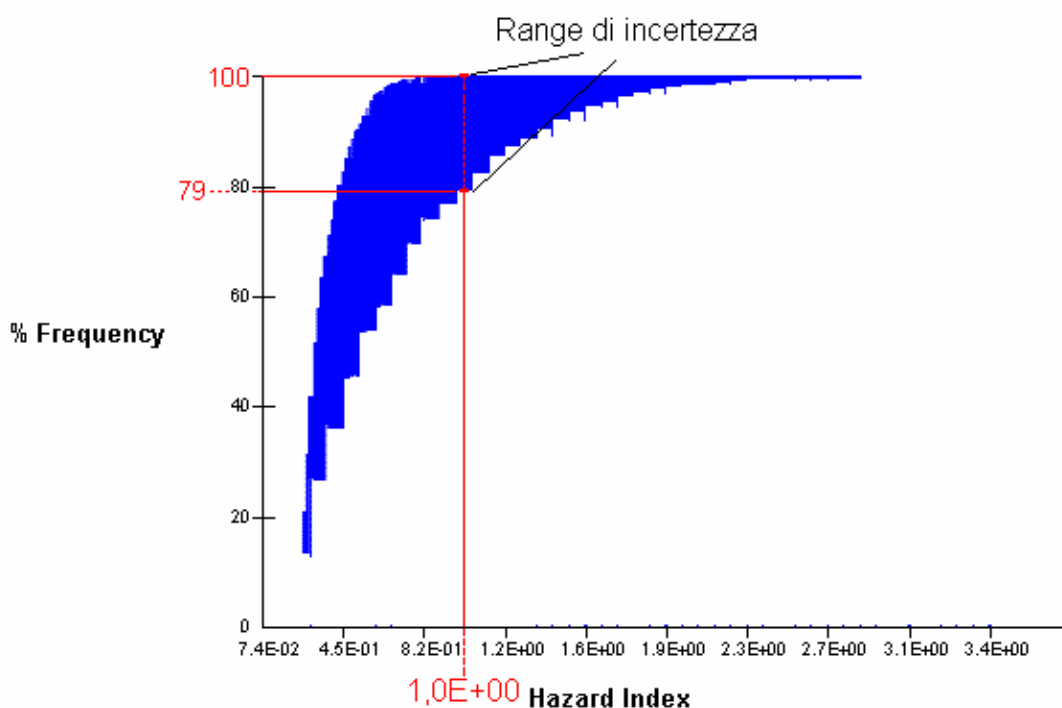


Fig M.28 interpolazione del range di incertezza in funzione dell'indice di rischio (I)



...

M.4.2.3 ANALISI DI STABILITA'

L'ultima procedura da effettuare prima di poter calcolare l'indice di rischio è l'analisi di stabilità. Tale analisi consiste nel verificare che le distribuzioni del rischio ottenute tramite la simulazione non varino all'aumentare del numero di iterazione. Infatti essendo l'MC un metodo statistico basato su un'estrazione casuale ci si deve assicurare che si siano effettuate un numero sufficiente di iterazioni per garantire che il risultato sia stabile.

A questo scopo dovranno essere messe a confronto più simulazioni di Monte Carlo in cui l'unico parametro che varia è proprio il numero di iterazioni. Mettendo a confronto le distribuzioni ottenute, il risultato sarà detto stabile quando non saranno riscontrate differenze sostanziali tra due simulazioni differenti. Saranno messe a confronto sia le PDF che le CDF ottenute

Fig M.29 andamento della PDF del rischio in funzione del numero di iterazioni svolte

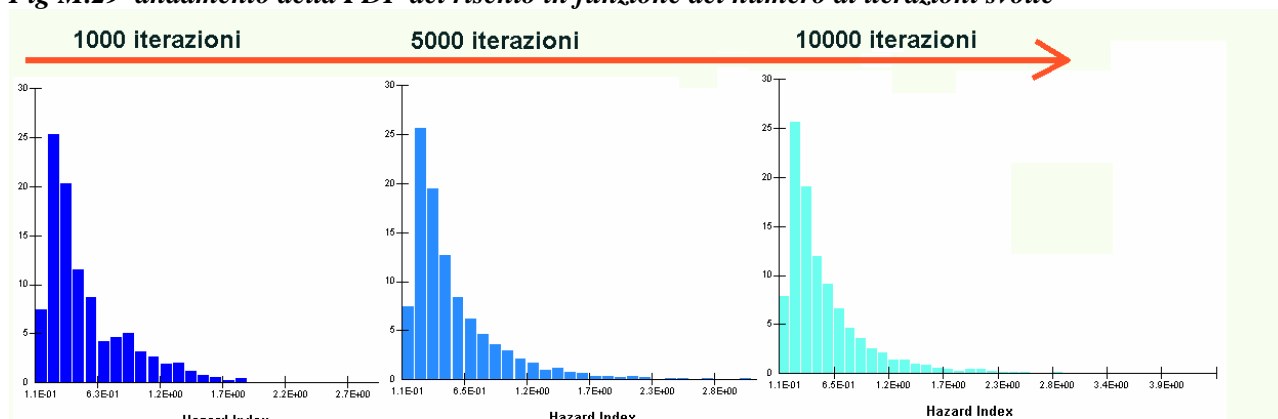
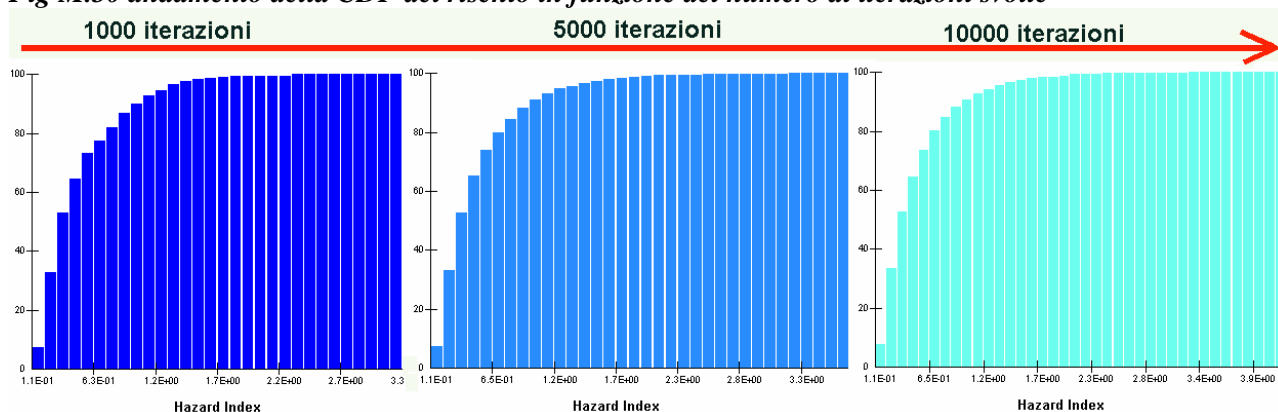


Fig M.30 andamento della CDF del rischio in funzione del numero di iterazioni svolte

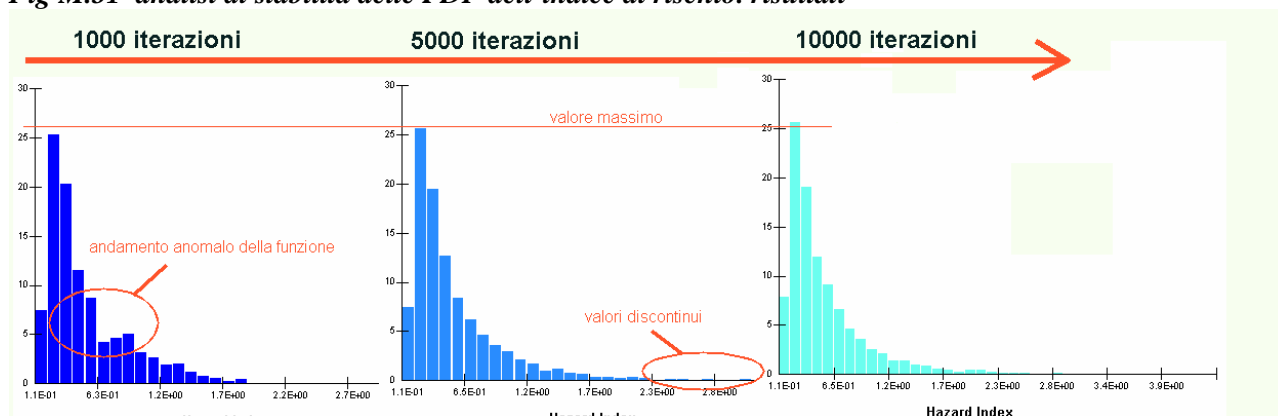


Considerazioni differenti possano essere fatte a seconda di cosa si analizza. Per quanto riguarda il confronto tra le PDF è possibile effettuare immediatamente alcune considerazioni:

- *PDF ottenuta con 1000 iterazioni:* la distribuzione probabilistica presenta un'inversione di andamento non giustificabile dai dati inseriti, pertanto questo può essere considerato un errore causato da uno scarso numero di iterazioni.

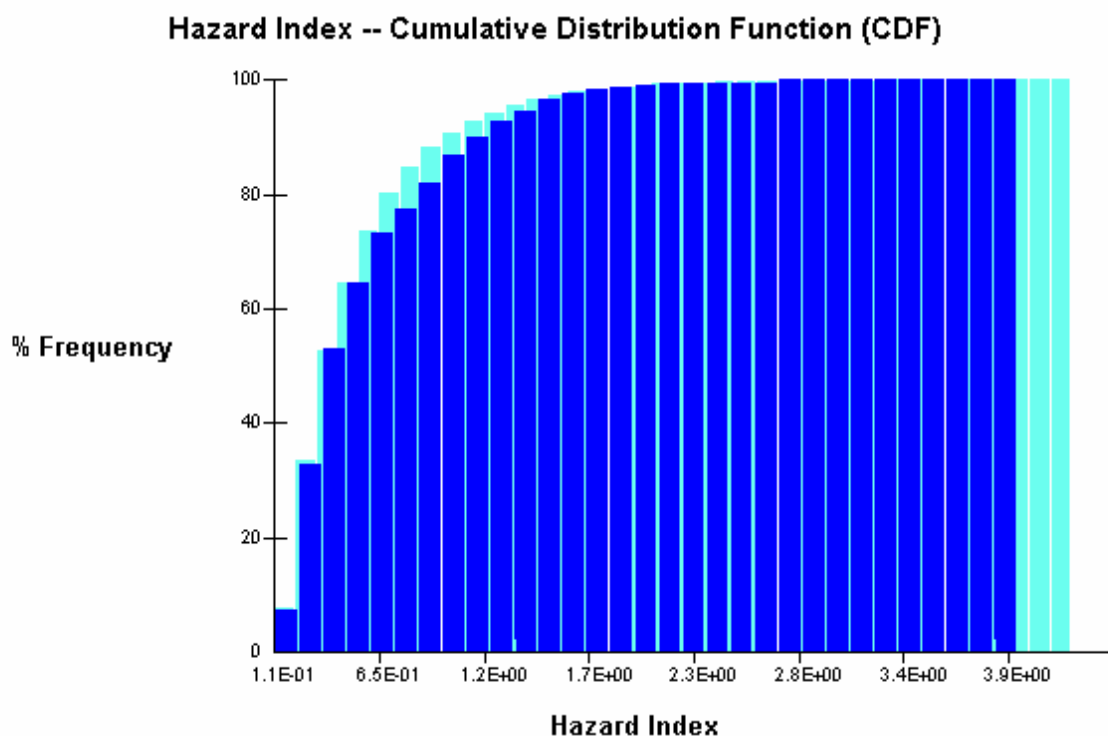
- *PDF ottenuta con 5000 iterazioni*: pur presentando un andamento regolare la funzione presenta dei valori finali discontinui, ovvero presenti a tratti. Tale situazione non può rappresentare correttamente la realtà perché tutti i dati sono continui e crescenti quindi la presenza di più punti di discontinuità può essere simbolo della necessità di un maggior numero di iterazioni.
- *PDF ottenuta con 10000 iterazioni*: Questa distribuzione non presenta alcun irregolarità, ha un valore massimo leggermente maggiore dei valori ottenuti tramite le altre simulazioni ma comunque in linea con le aspettative.

Fig M.31 analisi di stabilità delle PDF dell'indice di rischio. risultati



L'errore effettuato nella PDF ottenuta con 1000 iterazioni si ripercuote nelle corrispondenti CDF. Sovrapponendo la CDF calcolata con 1000 iterazioni e quella con 10000 possiamo infatti notare una differenza non trascurabile.

Fig M.32 confronto tra CDF 1000 (scuro) e CDF 10000 (chiaro)



Tramite questa analisi di stabilità concludiamo quindi che l'andamento del rischio deve essere analizzato effettuando il maggior numero possibile di iterazioni disponibili dal software Risc, ovvero 10000.

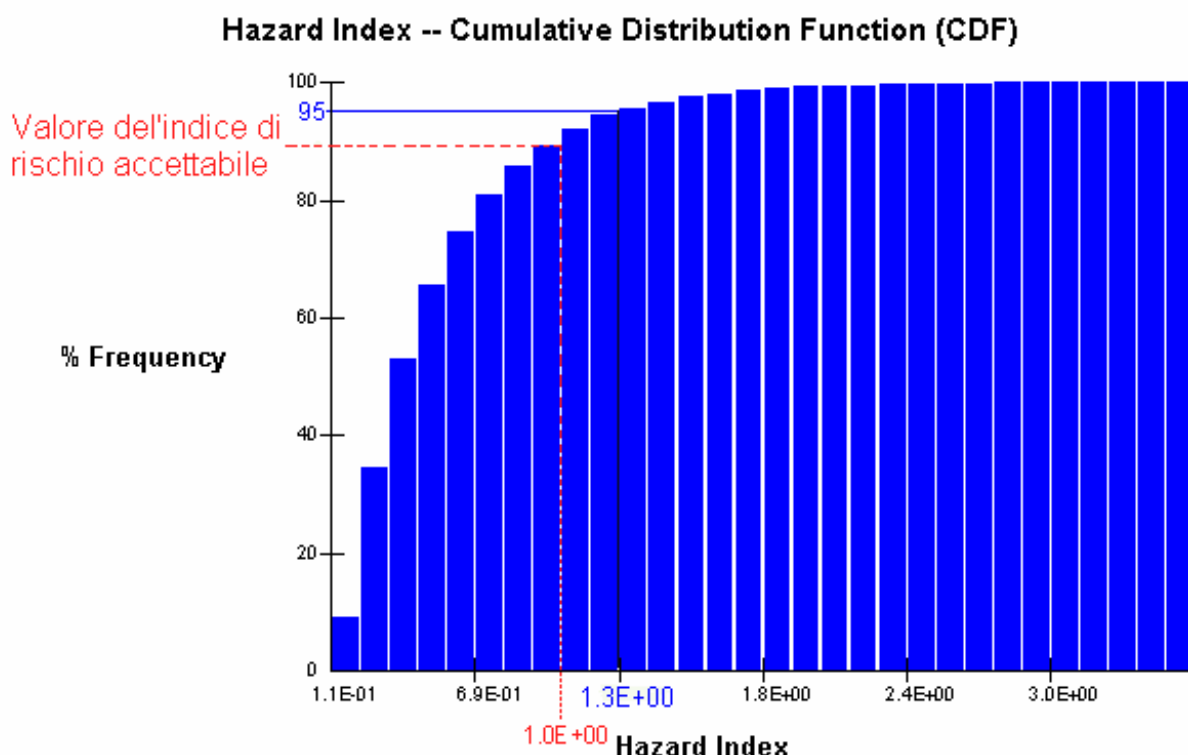
M.4.2.5 CALCOLO DEL RISCHIO

Dopo aver scelto i valori di distribuzione, averne verificato la variabilità e l'incertezza, aver stabilito un numero minimo di iterazioni per garantire la stabilità del risultato ottenuto è possibile calcolare il valore del rischio rappresentativo. Saranno utilizzati per la simulazione i parametri riportati nella tabella M.7. Rispetto ai dati di tabella M.6, si nota che anche per la concentrazione è stata inserita una specifica PDF.

Tabella M.7 parametri utilizzati per il calcolo del rischio di livello 2

Variabile espositiva	Unità di misura	Tipo di rappresentazione scelto	Valori scelti
Concentrazione C	$\left[\frac{mg}{Kg} \right]$	PDF Triangolare	PDF Normale Media=2217,27 Dev.st. = 1046,5 Val.Min = 920,4 Val.Max= 4956
Tasso di ingestione del suolo IRs	$\left[\frac{mg}{giorno} \right]$	PDF Log-normale	PDF log-norm. Media = 59 Dev stand = 126 Min = 13 Max = 143
Frequenza di esposizione EF	$[giorni / anno]$	Valore singolo	350
Tempo medio di esposizione AT	$[anni]$	Valore singolo	70 / ED
Durata di esposizione ED	$[anni]$	PDF Triangolare	PDF triangolare Min = 4 Medio = 30 Max = 50
Peso corporeo BW	$[Kg]$	Valore singolo	PDF Normale Media=72 Dev.st. = 15,9 Val.Min = 24 Val.Max= 125
Frazione di suolo ingerita FI	$[a \text{ dim}]$	Valore singolo	1

Effettuando una simulazione di Monte Carlo per il calcolo del rischio è stato ottenuto il grafico riportato in figura M.33

Fig M.33 CDF dell'indice di rischio e confronto con limite di accettabilità

Analizzando il valore corrispondente al 95 percentile può essere osservato che il valore corrispondente dell'indice di rischio è 1,3 ed è maggiore dell'indice di accettabilità. Essendo questo valore decisamente maggiore del valore limite pari ad 1 a questo punto è possibile terminare la procedura e decidere la necessità di un intervento.

M.4.2.6 ANALISI DI SENSIBILITA' DI LIVELLO 2

Avendo a disposizione il software necessario per effettuare un'analisi di questo tipo (ad esempio i RAGS propongono l'utilizzo di CrisallBall2000 ®) è possibile ricavare il valore dei coefficienti di Pearson e di Spearman. L'utilizzo di un'analisi di sensibilità di livello 2 è comunque essenziale per un approccio di livello 3. Per quanto riguarda le finalità di questo documento non sarà affrontato l'approccio di livello 3 anche perché in genere è scarsamente consigliabile visto l'ingente numero di informazioni di cui necessita per poter essere attuato.

BIBLIOGRAFIA

1. EPA RAGS volume III part A , EPA 540-R-02-002 OSWER 9285.7-45 PB2002 963302.
2. GUIDING PRINCIPLES FOR MONTE CARLO ANALYSIS [EPA/630/R-97/001 March 1997]

3. G.P. Beretta, 2004 “IL TRATTAMENTO E L’INTERPRETAZIONE DEI DATI AMBIENTALI “ Edizioni Pitagora.