

Stima della probabilità di fallimento di attenuatori per la protezione contro la caduta massi utilizzando un approccio basato sulla reliability analysis (RBD) e il metamodulo di Kriging

Original

Stima della probabilità di fallimento di attenuatori per la protezione contro la caduta massi utilizzando un approccio basato sulla reliability analysis (RBD) e il metamodulo di Kriging / Carriero, M. T.; Migliazza, M.; Vagnon, F.; Ferrero, A. M.. - ELETTRONICO. - 1:(2025), pp. 73-80. (XXVIII Convegno nazionale di geotecnica Venezia, Isola di San Servolo (Ita) 11-13 giugno 2025).

Availability:

This version is available at: 11583/3007380 since: 2026-02-05T16:18:55Z

Publisher:

Patron, AGI

Published

DOI:

Terms of use:

This article is made available under terms and conditions as specified in the corresponding bibliographic description in the repository

Publisher copyright

(Article begins on next page)

Stima della probabilità di fallimento di attenuatori per la protezione contro la caduta massi utilizzando un approccio basato sulla reliability analysis (RBD) e il metamodello di Kriging

M.T. Carriero, M. Migliazza, F. Vagnon
Politecnico di Torino, Italy

A.M. Ferrero
Università di Torino, Italy

SOMMARIO: Gli attenuatori sono sistemi di protezione contro la caduta massi, in cui l'arresto o il rallentamento del blocco è notevolmente complesso e influenzato da molteplici variabili. Questi sistemi dissipano l'energia cinetica del blocco, costringendolo lungo una traiettoria vicina al suolo. L'approccio progettuale basato sulla Reliability Analysis (RBD) consente di analizzare come la variabilità dei parametri influisca sulle prestazioni della struttura, determinando un indice di affidabilità e una probabilità di fallimento. La modellazione numerica è un potente strumento per studiare il comportamento delle strutture soggette a impatti dinamici. In questo articolo, è stato analizzato un sistema di attenuatore specifico tramite simulazioni dinamiche esplicite con il software Abaqus, considerando la variabilità di parametri come volume, velocità, rotazione del blocco, inclinazione e posizione d'impatto. Le analisi, solitamente eseguite con un approccio probabilistico tipo Monte Carlo, richiedono un grande numero di simulazioni per valutare l'effetto di queste variabili sulla risposta del sistema. Per ridurre il costo computazionale, è stata introdotta una procedura di metamodellazione, utilizzando un operatore matematico di Kriging per descrivere la risposta dell'attenuatore: sostituendo il metamodello alla funzione prestazionale originale, viene calcolata la probabilità di fallimento, tenendo conto dell'accuratezza del metamodello.

1 INTRODUZIONE

La protezione contro la caduta massi è diventata una priorità per la sicurezza di infrastrutture e aree montane a rischio. Tra i sistemi di mitigazione, gli attenuatori stanno emergendo come soluzioni efficaci grazie alla capacità di catturare e rallentare i blocchi in caduta, utilizzando reti deformabili che dissipano l'energia cinetica e ne guidano la traiettoria verso il suolo. Tuttavia, la complessità dinamica di questi sistemi richiede un'analisi approfondita delle variabili che ne influenzano le prestazioni, come velocità, volume e caratteristiche dell'impatto.

La progettazione tradizionale di opere di protezione, basata sul Limit State Design (LSD) e sull'Eurocodice 7, valuta l'energia cinetica del blocco rispetto alla capacità massima di assorbimento energetico della struttura. Questo approccio, sebbene consolidato, risulta limitato per fenomeni complessi come la caduta massi, in quanto non considera adeguatamente la variabilità delle condizioni di impatto. In questo contesto, la Progettazione Basata sull'Affidabilità (Reliability-Based Design, RBD) si propone come un metodo più robusto, capace di integrare le incertezze attraverso la definizione di un indice di affidabilità e una probabilità uniforme di fallimento, particolarmente utile per sistemi innovativi come gli attenuatori.

La modellazione numerica è uno strumento avanzato per simulare il comportamento di queste strutture soggette a impatti dinamici, identificando i parametri che influenzano maggiormente la loro risposta. In questo studio, un attenuatore specifico è stato analizzato tramite simulazioni tridimensionali in Abaqus (Abaqus 2023), considerando la variabilità statistica di parametri come volume, velocità e rotazione del blocco, inclinazione e posizione d'impatto. Sebbene l'approccio Monte Carlo consenta di studiare la risposta probabilistica del sistema, il suo costo computazionale è elevato. Per ottimizzare tempi e risorse, è stata introdotta una procedura di metamodellazione basata sull'operatore di Kriging. Questo metodo consente di sostituire la funzione prestazionale originale con un modello semplificato e di calcolare la probabilità di fallimento, considerando l'accuratezza del modello (Dubourg et al., 2013; Depina et al., 2016; Lambert et al., 2021).

2 MODELLO DELL'ATTENUATORE

Il sistema di attenuazione analizzato è una struttura composta da tre moduli con interasse di 10 metri, sostenuta da montanti alti 6 metri con sezione ad H (HEA180) e vincoli a cerniera cilindrica alla base. La struttura è rinforzata da 7 cavi di ancoraggio di monte e 2 laterali, tutti con diametro di 16 mm. Il pannello deformabile, supportato da un cavo superiore e libero nella parte inferiore, si adagia su un versante inclinato di 60°.

Nel modello numerico, sviluppato in Abaqus, il comportamento del pannello di rete è stato riprodotto attraverso una membrana equivalente, basandosi su test sperimentali di punzonamento e trazione, per ottimizzare il numero di elementi e ridurre i tempi computazionali (Mentani et al., 2018; Thoenen et al., 2013). Lo schema geometrico del modello 3D è illustrato in Figura 1, mentre la Tabella 1 specifica l'elemento utilizzato per ciascuna parte del sistema nella simulazione numerica condotta con Abaqus.

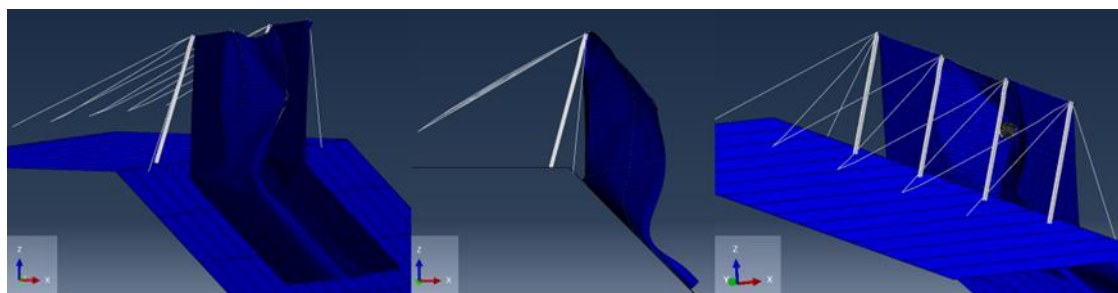


Figura 1. Modello 3D dell'attenuatore.

Tabella 1. Elementi utilizzati nel modello 3D nel software Abaqus.

Componente	Elemento FEM/Comportamento
Pannello di rete	MEMBRANA - <i>M3D4R</i> : A 4-node quadrilateral membrane, reduced integration, hourglass control. ELASTOPLASTIC
Cavi	TRUSS - <i>T3D2</i> : A 2-node linear 3-D truss – ELASTIC
Montanti	BEAM - <i>B31</i> : A 2-node linear beam in space – ELASTIC
Connessione (cavo superiore/rete)	Tie constraints, no relative motion between the surfaces them.
Connessioni (cavi/montanti)	Join constraints, kinematic constraints $u_1=0, u_2=0, u_3=0$
Contatto (blocco/rete/versante)	General Contact: Normal Behaviour: Hard Contact; Tangential Behaviour: Penalty – Friction Coeff 0.4
Blocco	Rigid Body - <i>C3D8R</i> : An 8-node linear brick, reduced integration, hourglass control

3 ANALISI PARAMETRICHE

Per l'approccio di Progettazione Basata sull'Affidabilità (RBD), la corretta individuazione delle variabili aleatorie è un passaggio fondamentale. La RBD, infatti, si basa sulla gestione della variabilità intrinseca delle condizioni di carico e delle proprietà del sistema, valutando come queste influenzino le prestazioni e la probabilità di fallimento della struttura. In questa ricerca, le variabili aleatorie sono state identificate tra i parametri che esercitano l'influenza maggiore sulla risposta dell'attenuatore, come il volume, la velocità e la rotazione del blocco in caduta, oltre a caratteristiche specifiche del punto d'impatto, come l'inclinazione e la posizione.

Stabilite le variabili, sono state condotte analisi parametriche per quantificare la sensibilità del sistema alle variazioni dei 9 parametri e comprendere l'impatto di ciascuna variabile sull'assorbimento energetico e sul comportamento dinamico della struttura. Le configurazioni considerate sono 27 e sono riportate nella Tabella 2 con riferimento allo schema riportato in Figura 2.

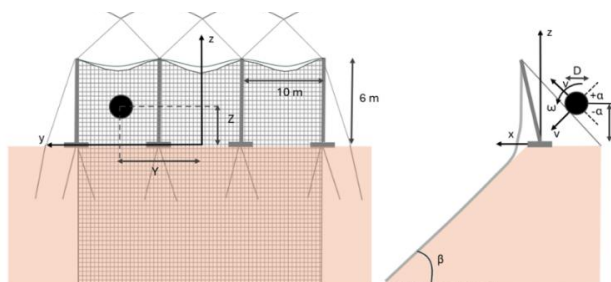


Figura 2. Schema della struttura con sistema di riferimento considerato.

Tabella 2. Configurazioni analizzate nelle analisi parametriche.

Parametri considerati	Configurazione riferimento	Variazioni
Configurazione di progetto	Lunghezza del pannello [m]	13, 18, 40
	Inclinazione del versante [°]	60, 20; 90
	Deformabilità del pannello	Med, Max; Min
Azione sulla struttura	Volume del blocco V [m³]	1.21, 0.02; 0.05; 0.09; 0.2; 0.5; 0.8; 2.4
	Velocità del blocco all'impatto v [m/s]	25, 5; 10; 15; 20; 30
	Inclinazione dell'impatto α [°]	20, -20; 0; 40
	Altezza dell'impatto Z [m]	3, 1.5; 4.5
	Posizione d'impatto nel modulo centrale Y [m]	0, 2.5
	Rotazione del blocco all'impatto ω [giri/sec]	0, -3; 3

Tutti i parametri sono stati analizzati singolarmente, variando un parametro alla volta rispetto alla configurazione di riferimento riportata in Tabella 2.

3.1 Risultati delle analisi parametriche

Le analisi parametriche hanno identificato i parametri che influenzano maggiormente la dissipazione di energia del sistema. L'attenzione è stata rivolta alla fase di circa 0.5 secondi dopo l'impatto, durante la quale l'energia cinetica del blocco viene dissipata dalla barriera fino a stabilizzarsi. La dissipazione percentuale è stata calcolata come:

$$\Delta E_{\%} = \frac{E_{impatto} - E_{t=0.5s}}{E_{impatto}} \quad [\%] \tag{1}$$

dove $E_{impatto}$ e $E_{t=0.5s}$ rappresentano rispettivamente i valori di energia cinetica del blocco all'impatto e dopo 0.5 secondi dall'impatto. In Figura 3a è rappresentato uno schema di come è stata calcolata questa grandezza. Dal punto di vista della mitigazione del rischio, tale dissipazione rappresenta la performance del sistema, riducendo il potenziale impatto del blocco, ma l'efficacia dipende dal contesto e dalla gestione dell'energia residua. I risultati, rappresentati graficamente in Figura 3b, mostrano la variazione della dissipazione energetica rispetto all'energia d'impatto, considerando prima il volume e poi la velocità del blocco. Volume e velocità influenzano significativamente la risposta del sistema, con effetti opposti sulla dissipazione a parità di energia d'impatto.

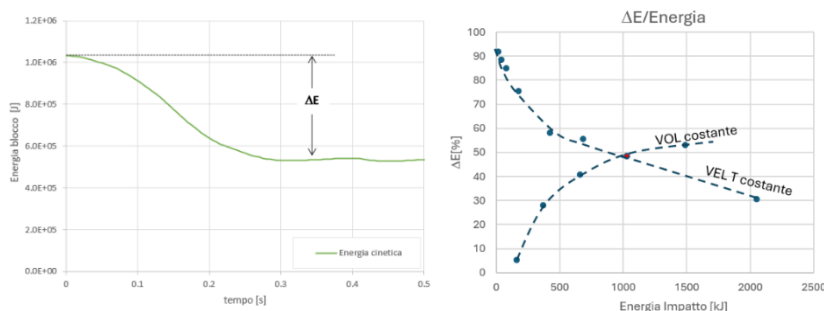


Figura 3. a) Schema per il calcolo della dissipazione di energia; b) dissipazione di energia rispetto all'energia d'impatto.

Sono state fatte considerazioni simili anche per gli altri parametri ed è stato possibile definire le variazioni dei parametri che coprono intervalli realistici per la caduta di massi adattati per tenere conto delle caratteristiche dell'attenuatore (Tabella 3).

4 PROCEDURA DI ANALISI RBD

L'approccio di progettazione basato sull'affidabilità (RBD) rappresenta una metodologia avanzata per la progettazione delle opere di protezione passiva contro la caduta massi. Tradizionalmente, la progettazione di queste opere è basata sull'energia: si confronta l'energia cinetica totale del blocco in caduta (azione) con la capacità di assorbimento energetico della struttura di protezione (resistenza).

L'utilizzo dei fattori parziali, metodologia adottata dall'Eurocodice 7 (EC7), risulta complesso e non permette di quantificare direttamente la probabilità di fallimento. Tuttavia, l'RBD introduce un ulteriore livello di controllo, utilizzando un indice di affidabilità per garantire una probabilità di fallimento uniforme nelle strutture geotecniche (Vagnon et al., 2020).

L'indice di affidabilità, indicato come β , rappresenta la misura della sicurezza strutturale, e la probabilità di fallimento (P_f) è espressa dalla funzione:

$$P_f \approx 1 - \Phi(\beta) = \Phi(-\beta) \quad (2)$$

dove Φ rappresenta la funzione cumulativa normale. Questo indice permette di stabilire le coordinate del punto di progetto, x^* che rappresenta il punto di tangenza tra l'ellissoide di dispersione espandente e la superficie definita dal criterio di fallimento.

4.1 Procedura per l'applicazione dell'RBD per il sistema di attenuatore considerato

Per comprendere e illustrare la procedura per determinare la probabilità di fallimento uniforme basata sull'affidabilità, viene considerato un sistema di attenuatore specifico.

La procedura per l'applicazione dell'RBD in un sistema di protezione contro la caduta massi si sviluppa in quattro fasi principali che sono descritte nella Figura 4 seguente. In seguito, verrà descritta la procedura che è stata applicata al sistema di attenuatore considerato fino alla definizione della probabilità di fallimento.

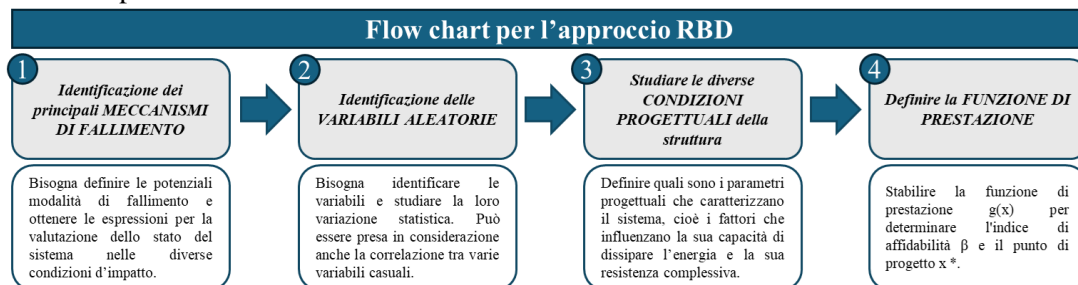


Figura 4. Fasi principali per l'applicazione dell'approccio RBD.

5 APPLICAZIONE DELL'ANALISI RBD

In questo paragrafo vengono descritti dettagliatamente tutti i passaggi per l'applicazione dell'approccio RBD ad un sistema di attenuatore specifico. Questa analisi ha richiesto numerose simulazioni numeriche, ottimizzate combinando codici Python e simulazioni in Abaqus per la definizione dei modelli e l'estrazione e interpretazione dei risultati.

5.1 Principali meccanismi di fallimento

L'analisi preliminare ha permesso di individuare le principali modalità di fallimento del sistema, considerando gli scenari di impatto e le condizioni che possono causare il cedimento della struttura. Le modalità di fallimento considerate in questa analisi, rispetto alla risposta del sistema dopo l'impatto sono:

1. Il blocco passa attraverso la rete: rottura del pannello.
2. L'efficienza dell'attenuatore è inferiore al 20 %.

Con efficienza dell'attenuatore si fa riferimento alla dissipazione di energia cinetica percentuale, definita nell'equazione (1). Nel processo di RBD, è essenziale definire gli obiettivi delle simulazioni numeriche prima del loro avvio. Dai modelli in Abaqus sono state estratte le history delle condizioni cinematiche del blocco (posizione, velocità, accelerazione, energia cinetica) durante l'impatto. È stato calcolato il valore di $\Delta E_{\%}$ e analizzata il fallimento del pannello di rete tramite un codice Python. Per le simulazioni con rottura del pannello, a $\Delta E_{\%}$ è stato assegnato il valore 0, per considerare contemporaneamente entrambe le modalità di fallimento della struttura.

5.2 Variabili aleatorie

L'identificazione delle variabili aleatorie che influenzano la dissipazione energetica del sistema è un punto essenziale per il processo RDB. Queste variabili, come volume del blocco, velocità traslazionale e rotazionale, angolo e posizione d'impatto, variano significativamente in base al sito e non sono note a priori. La risposta globale del sistema non può essere descritta da singole condizioni di carico, rendendo necessario considerare la variabilità statistica e assumere delle distribuzioni probabilistiche e dei range di variazione per ciascuna variabile. È importante sottolineare che la definizione accurata di queste distribuzioni non è semplice e deve essere fatta sulla base di considerazioni derivanti da studi sulla traiettoria e sul volume dei blocchi. (Umili et al., 2020).

In Tabella 3 vengono riportati gli intervalli di variazione e le distribuzioni statistiche per le variabili aleatorie considerate in questo studio. Le distribuzioni marginali sono state combinate con la copula per formare una distribuzione congiunta, che descrive l'intero sistema. In questo caso non è stata considerata alcuna correlazione tra i parametri.

In questo articolo, per ottimizzare tempi e costi computazionali, è stata utilizzata una procedura di metamodellazione basata sull'operatore di Kriging. La costruzione del modello ha richiesto i risultati di simulazioni numeriche ottenute tramite un Design of Experiments (DoE) con approccio Latin Hypercube Sampling (LHS) (Toufigh et al., 2018). Questo metodo stratifica lo spazio per garantire una buona rappresentazione dei parametri riducendo il numero di campioni necessari rispetto al campionamento Monte Carlo puro. Sono stati generati 100 campioni validi, su cui sono state eseguite analisi numeriche, con un processo automatizzato, in Abaqus.

Tabella 3. Intervalli di variazione e distribuzioni statistiche delle variabili aleatorie.

Parametri	Intervallo min; max	Distribuzione statistica	Parametri statistici (media; dev-st)
Volume del blocco V [m ³]	0.03; 3	Log-normale	-1.20; 0.76
Velocità del blocco all'impatto v [m/s]	5; 40	Log-normale	2.65; 0.34
Inclinazione dell'impatto α [°]	-80; 45	Uniforme	-17.5; -
Altezza dell'impatto Z [m]	0.82; 4.5	Normale	2.66; 0.61
Posizione d'impatto Y [m]	-14.18; 14.18	Normale	0; 4.73
Rotazione del blocco all'impatto ω [rad/sec]	0; 35	Uniforme	17.5; -

5.3 Condizioni di progetto della struttura

La progettazione del sistema di protezione deve considerare parametri strutturali come lunghezza e deformabilità del pannello, inclinazione del versante e altezza dei montanti, che influenzano la dissipazione energetica e la resistenza. Rispetto alle variabili aleatorie questi parametri, non soggetti a variabilità statistica, ma dipendono dal sito di installazione e definiscono la geometria del modello. Per questo la configurazione di progetto deve essere definita in partenza e per ogni configurazione progettuale è necessario ripetere il calcolo delle probabilità. L'analisi presentata riguarda un attenuatore specifico con rete di 13 m, deformabilità media e versante inclinato di 45°, mantenendo le altre caratteristiche descritte in precedenza per il modello 3D.

5.4 Definizione della funzione di prestazione

L'analisi di affidabilità del sistema di attenuazione considerato viene eseguita per quantificare gli effetti della variabilità nell'insieme delle variabili casuali $X = [V; v; \omega; \alpha; Y; Z]^T$ sullo stato limite ultimo. La funzione di prestazione $g(X)$ rappresenta la relazione tra la capacità di resistenza della struttura (R_B) e l'energia d'impatto del blocco (E_i). La funzione è definita come:

$$g(X) = R_B - E_i = 0 \quad (3)$$

Quando $g(X) = 0$, il sistema è al limite della sua capacità di resistenza, mentre valori positivi o negativi indicano, rispettivamente, uno stato di sicurezza o di fallimento del sistema.

Uno degli approcci per ridurre le richieste è approssimare $g(X)$ con un metamodellato meno costoso, costruito implementando metodi di apprendimento statistico sull'insieme di osservazioni ottenute dal DoE. In questo studio è stato utilizzato un metamodellato di Kriging implementato in un codice Python per approssimare la funzione di performance $g(X)$ che descrive il sistema. Attraverso il metamodellato è stato possibile valutare la probabilità di fallimento del sistema di attenuazione, considerando variabili casuali con distribuzioni diverse.

5.4.1 Costruzione del meta-modello di Kriging

Il metamodellato di Kriging viene costruito per approssimare la funzione di performance $g(X)$ che descrive il sistema. Il Kriging è una tecnica di interpolazione avanzata che non solo stima il valore di una funzione in un punto non campionato, ma fornisce anche una stima dell'incertezza associata a questa previsione. Questa metodologia è molto utilizzata in problemi di modellazione di metodi surrogati, dove la funzione da approssimare è complessa o costosa da valutare (Depina et al., 2016). In particolare, il metamodellato Kriging approssima la funzione di prestazione $g(X)$:

$$g(X) = \mu + Z(X) \quad (4)$$

dove μ è una tendenza costante e $Z(X)$ è un processo gaussiano con media zero e covarianza definita da un modello esponenziale quadratico:

$$Cov(Z(X_i), Z(X_j)) = \sigma^2 \exp\left(-\sum_{k=1}^d \theta_k |x_{i,k} - x_{j,k}|^2\right) \quad (5)$$

in cui θ_k controlla la correlazione tra i punti X_i e X_j . (Sacks et al., 1989).

Questo modello consente di stimare $g(X)$ in punti non campionati e la deviazione standard dell'incertezza associata.

Partendo dai risultati delle 100 analisi numeriche eseguite sui campioni ottenuti dal DoE, è stato costruito il metamodellato di Kriging attraverso l'algoritmo definito nella libreria di OpenTURNS importata in Python (Baudin et al., 2015). Il metamodellato fornisce una stima di $g(X)$ per i campioni generati, insieme alla deviazione standard della stima in ciascun punto. In Figura 5 viene illustrata come esempio la curva di prestazione surrogata, $\hat{g}(X)$, ottenuta dal metamodellato nello spazio di 2 variabili. La funzione ottenuta con le simulazioni deve essere considerata in uno spazio di tutte le 6 variabili considerate.

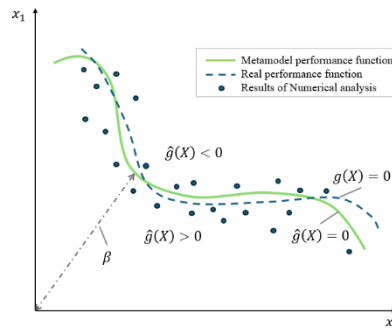


Figura 5. Illustrazione della curva di prestazione ottenuta con il metamodellato, piano di 2 variabili.

La regressione Kriging utilizza una tendenza costante e un modello di covarianza quadrato esponenziale per correlare gli input (campioni standardizzati) agli output (risultati delle analisi in Abaqus). La tendenza costante assume un valore medio fisso per tutta la funzione, ideale quando

non ci sono tendenze evidenti nei dati. Il modello di covarianza definisce la relazione spaziale tra i punti, con il modello quadrato esponenziale che prevede una correlazione maggiore tra punti vicini, la quale diminuisce esponenzialmente con la distanza.

Per migliorare le stime della probabilità di fallimento, viene eseguito un processo di campionamento e raffinamento. Inizialmente, si seleziona un insieme di punti rappresentativi dello spazio degli input utilizzando l'algoritmo di clustering k-means, che suddivide i campioni in cluster per evitare ridondanze e garantire una buona copertura. I centri dei cluster diventano i punti di partenza per il campionamento successivo, effettuato tramite l'algoritmo Metropolis-Hastings che campiona da distribuzioni complesse (Au and Beck, 2001). I punti vicini alla soglia $g(X) = 0$ vengono raggruppati per ulteriori simulazioni in Abaqus. Sono stati eseguiti 5 processi di raffinamento, con 30 analisi per ciascun processo, e i risultati sono stati importati in Python per migliorare l'accuratezza della stima della probabilità di fallimento.

5.4.2 Calcolo della probabilità di fallimento

Con i risultati del metamodello, si stima preliminarmente la probabilità di fallimento p_{fe} basata sulla posizione dei campioni rispetto alla soglia di sicurezza $g(X) = 0$. Se un campione è vicino alla soglia o nella regione di fallimento, il suo contributo sarà maggiore. La probabilità è calcolata come la somma dei contributi probabilistici di tutti i campioni nello spazio standard:

$$p_{fe} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi \left(-\frac{\hat{g}(x_i)}{\sigma_g(x_i)} \right) \quad (6)$$

dove Φ è la funzione cumulativa della distribuzione normale standard, $\hat{g}(x_i)$ è la stima del metamodello per il campione x_i e $\sigma_g(x_i)$ è la deviazione standard della stima fornita dal metamodello.

Per correggere eventuali errori dovuti all'approssimazione del metamodello, viene calcolato un fattore di correzione α , che migliora l'accuratezza della stima (Dubourg et al, 2013). La probabilità finale di fallimento p_f è ottenuta come:

$$p_f = p_{fe} \cdot \alpha \quad (7)$$

dove p_{fe} è la probabilità non corretta calcolata con il metamodello e α tiene conto delle discrepanze tra metamodello e simulazioni accurate.

Dopo cinque processi di raffinamento, il valore di p_f corretta si stabilizza intorno a 0.14 con un valore di α di 0.35, partendo da una probabilità non corretta iniziale di 0.45. Questo risultato indica una significativa riduzione della probabilità di fallimento grazie all'accuratezza del metamodello e al processo iterativo di affinamento.

Sebbene il valore di $p_f = 0.14$ rappresenti un risultato realistico per le condizioni analizzate, esso evidenzia una probabilità di fallimento elevata per strutture di questo tipo. Per ridurre ulteriormente tale probabilità, è necessario rivedere la configurazione strutturale del sistema e ripetere l'analisi con parametri progettuali aggiornati.

6 CONCLUSIONI

In questo articolo è stata condotta un'analisi approfondita per l'applicazione di approccio progettuale basato RBD, utilizzando approcci probabilistici avanzati. L'obiettivo principale è stato quello di superare i limiti dei modelli deterministici tradizionali, implementando una metodologia basata sulla probabilità di fallimento per considerare le incertezze e la variabilità dei parametri di progetto. Sono state eseguite simulazioni numeriche per determinare l'influenza di diversi fattori, come il volume e la velocità del blocco, l'angolo di incidenza e la posizione di impatto, sulla dissipazione dell'energia durante l'impatto. Inoltre, è stato applicato il metodo di metamodellazione con Kriging, con l'intento di ottimizzare il calcolo della probabilità di fallimento e migliorare l'efficienza computazionale. Le analisi parametriche hanno evidenziato che i parametri considerati influenzano in modo determinante la dissipazione di energia durante l'impatto. Il processo iterativo di Kriging ha fornito stime affidabili della probabilità di fallimento, riducendo la probabilità di fallimento da 0.45 a 0.14, mostrando che il metamodello fornisce stime consistenti ed efficienti, pur richiedendo ulteriori miglioramenti per raggiungere standard di sicurezza accettabili. Questo approccio rappresenta un significativo passo avanti nella progettazione di sistemi di protezione, garantendo maggiore efficienza del processo progettuale.

RINGRAZIAMENTI

Numerical modelling and research activities part of the Perseidi research project with contribution from the Autonomous Province of Trento, Provincial Law 6/99 "Provincial law on business incentives" art. 5 (CUP C39J21046780001).

BIBLIOGRAFIA

- Abaqus 2023 GA . SIMULIA web site. Dassault Systèmes Simulia Corp.
- Au S, Beck J. 2001. Estimation of small failure probabilities in high dimensions by subset simulation. *Probabilistic Engineering Mechanics*;16(4): 263–77
- Baudin, M., Dutfoy, A., Iooss, B., Popelin, AL. 2015. OpenTURNS: An Industrial Software for Uncertainty Quantification in Simulation. In: Ghanem, R., Higdon, D., Owhadi, H. (eds) *Handbook of Uncertainty Quantification*. Springer, Cham.
- Depina, I., Le, T.M.H., Fenton, G., Eiksund, G., 2016. Reliability analysis with metamodel line sampling. *Structural Safety* 60, 1–15.
- Dubourg, V, Sudret, B, Deheeger, F. 2013. Metamodel-based importance sampling for structural reliability analysis. *Probab Eng Mech*;33:47–57
- Lambert, S., Toe, D., Mentani, A. Bourrier F. 2021. A Meta-Model-Based Procedure for Quantifying the On-Site Efficiency of Rockfall Barriers. *Rock Mech Rock Eng* 54, 487–500.
- Mentani, A., Govoni, L., Giacomini, A., Gottardi, G., Buzzi, O. 2018. An equivalent continuum approach to efficiently model the response of steel wire meshes to rockfall impacts. *Rock Mech Rock Eng*.
- Sacks, J., Welch, W. J., Mitchell, T. J., & Wynn, H. P. (1989). Design and Analysis of Computer Experiments. *Statistical Science*, 4(4), 409–435. <https://doi.org/10.1214/ss/1177012413>
- Thoeni, K., Lambert, C., Giacomini, A., Sloan, S.W. 2013. Discrete modelling of hexagonal wire meshes with a stochastically distorted contact model. *Comput Geotech*.
- Toufigh, V.; Pahlavani, H. 2018. Probabilistic-based analysis of MSE walls using the Latin hypercube sampling method. *Int. J. Geomech*.18, 04018109.
- Umili, G., Bonetto, S.M.R., Mosca, P., Vagnon, F., Ferrero, A.M., 2020. In situ block size distribution aimed at the choice of the design block for rockfall barriers design: A case study along gardesana road. *Geosci*. 10(6), 223.
- Vagnon, F.; Bonetto, S.M.R.; Ferrero, A.M.; Migliazza, M.R.; Umili, G. 2020. Rock-Engineering Design and NTC2018: Some Open Questions. *Geotech. Res. Land Prot. Dev*; 40, 519–528.

ABSTRACT

ESTIMATION OF THE FAILURE PROBABILITY OF ROCKFALL ATTENUATORS USING A RELIABILITY-BASED DESIGN (RBD) APPROACH AND KRIGING METAMODELING

Keywords: rockfall attenuators, Reliability-Based Design, kriging metamodel

Rockfall attenuators are protective systems designed to mitigate falling rocks by dissipating kinetic energy and directing blocks along a ground-level trajectory. Parametric analyses identified key variables affecting energy dissipation, focusing on the first 0.5 seconds after impact when energy stabilizes. Volume and velocity significantly influence dissipation, with opposing effects under equivalent impact energies.

Reliability-Based Design (RBD) improves traditional methods by introducing a reliability index β to quantify safety and failure probability, addressing statistical variability in parameters like block size, velocity, and impact conditions. A Kriging metamodel was used to approximate the system's performance, significantly reducing computational costs while providing probabilistic failure estimates based on sample positions relative to safety thresholds.

After refinement, the corrected failure probability was 0.14, a high value for such structures, indicating the need for redesign. This iterative approach demonstrates the effectiveness of RBD in optimizing complex systems to achieve safer configurations.