



Modelli descrittivi e predittivi per la caratterizzazione meccanica dei materiali lapidei mediante tecniche di misura non distruttive

Emilia Vasanelli, Donato Colangiuli

18 Ottobre 2023



Il Centenario del CNR è realizzato con il contributo della Presidenza del Consiglio dei Ministri e con il Patrocinio di Rai

PRESIDENZA DEL CONSIGLIO
DEI MINISTRI

Struttura di missione anniversari nazionali
ed eventi sportivi nazionali e internazionali

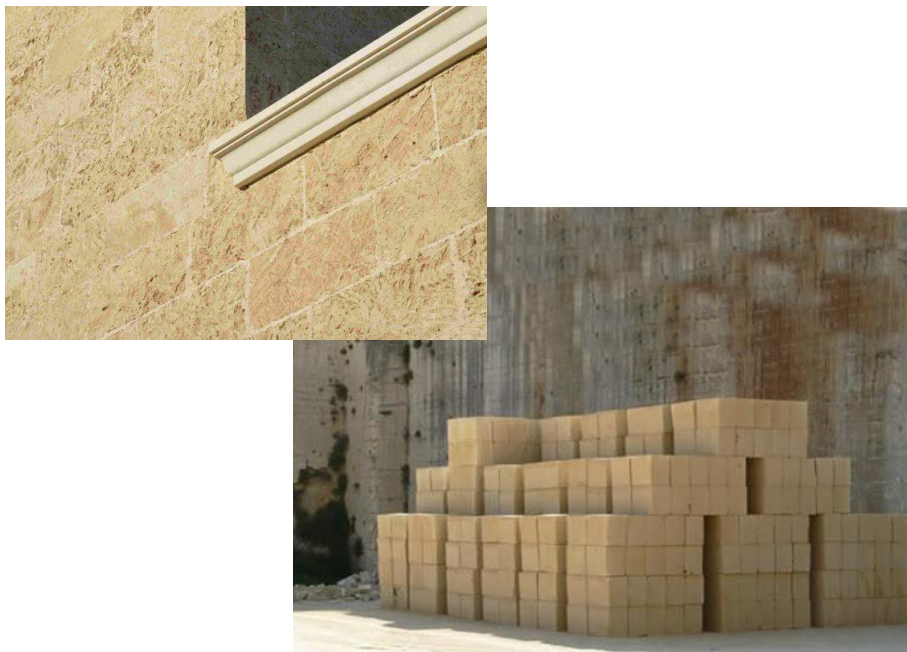


Studio e caratterizzazione dei materiali lapidei delle murature storiche



Sono ingegnere dei materiali e ricercatrice presso ISPC (Istituto di Scienza del Patrimonio Culturale) facente parte del CNR. Negli anni mi sono specializzata nello studio dei materiali lapidei artificiali e naturali utilizzati nelle costruzioni, con particolare riguardo alla determinazione delle caratteristiche meccaniche dei materiali in sito.

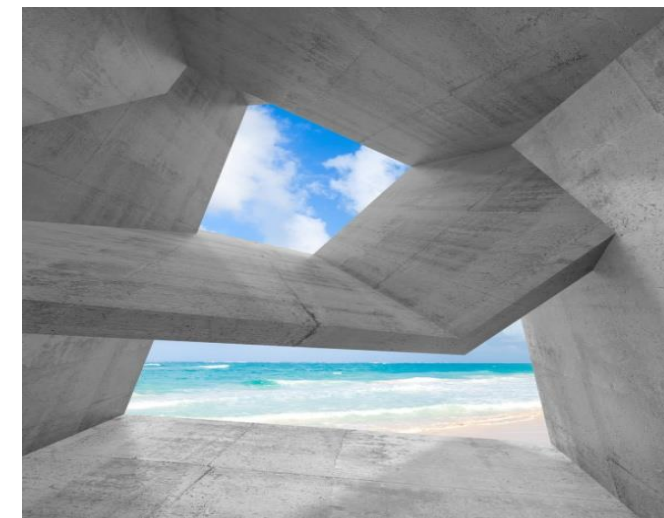
Pietre naturali (calcareniti, tufi,..)



Malte storiche e da ripristino



Calcestruzzo



La caratterizzazione meccanica dei materiali: perché è importante?

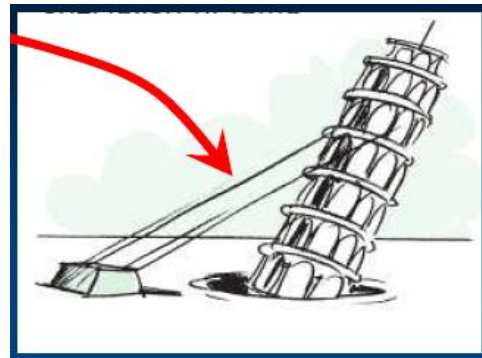


La valutazione delle proprietà meccaniche dei materiali, in particolare della resistenza a compressione, è un passo fondamentale per diversi scopi tra cui:

L'analisi del rischio e della sicurezza strutturale



La programmazione e progettazione degli interventi di ripristino/rinforzo strutturale



La valutazione degli effetti del degrado e dell'invecchiamento sulla funzionalità e le prestazioni del materiale



La selezione di materiali idonei per le sostituzioni



Come si determina la resistenza a compressione dei materiali lapidei?



La determinazione della resistenza a compressione dei materiali lapidei si ottiene per via diretta tramite **prove di schiacciamento**, ovvero prove distruttive (DT), condotte secondo gli standard normativi.



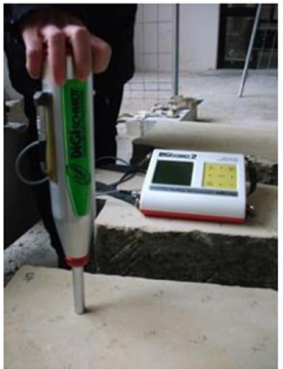
Per stimare la resistenza a compressione dei materiali costituenti le murature è necessario un **elevato numero di campioni per ottenere un dato che sia statisticamente significativo**.

Questo rappresenta un limite per le prove di tipo distruttivo, dal momento che prelevare un alto numero di campioni è un problema per la sicurezza e l'integrità dell'edificio, soprattutto nel caso degli edifici storici.

L'uso delle tecniche non distruttive per la caratterizzazione meccanica dei materiali.



Una delle linee di ricerca che ho portato avanti negli ultimi anni riguarda la caratterizzazione meccanica dei materiali lapidei attraverso tecniche non distruttive e parzialmente distruttive



L'utilizzo di tecniche non distruttive per la caratterizzazione dei materiali è un argomento di grande interesse per la comunità scientifica dal momento che esse consentono di limitare il prelievo di materiale e l'esecuzione di prove distruttive. Questo aspetto è di particolare importanza nell'ambito della **sicurezza delle strutture e della conservazione degli edifici di interesse storico e culturale.**

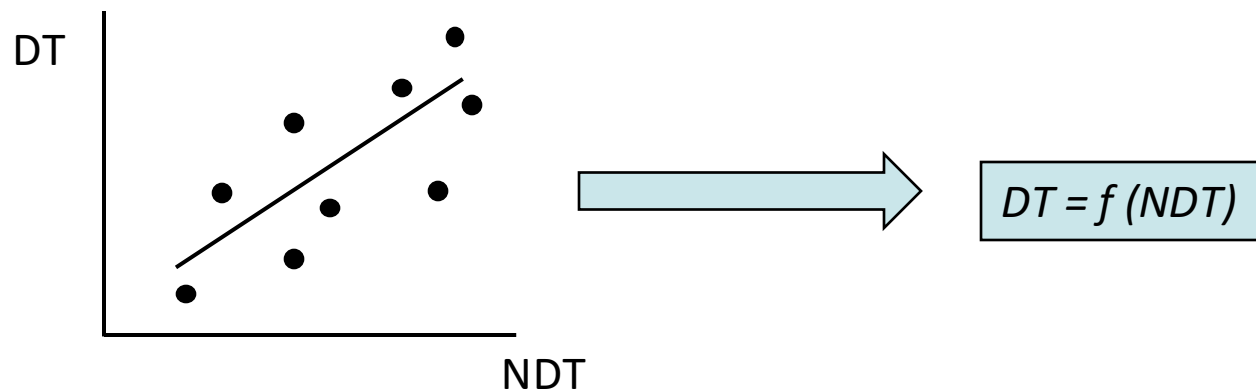
L'utilizzo delle prove non distruttive (NDT) per la caratterizzazione meccanica dei materiali



Le prove non distruttive hanno il vantaggio di preservare l'integrità dei manufatti, possono essere effettuate in numero elevato e sono fondamentali nell'orientare i prelievi di materiale. D'altra parte esse consentono di ottenere la misura della resistenza dei materiali in maniera indiretta e pertanto devono essere opportunamente calibrate.

PROCESSO DI CALIBRAZIONE

La calibrazione consiste nell'effettuare una analisi di regressione tra i risultati delle prove distruttive DT e non distruttive NDT.



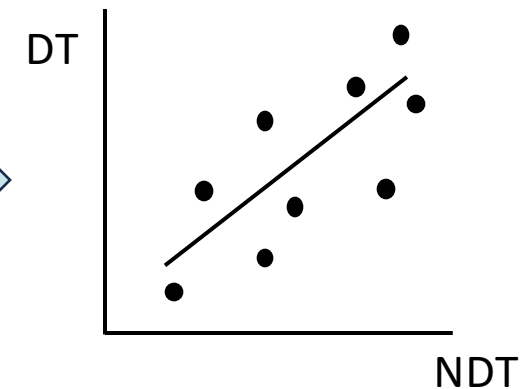
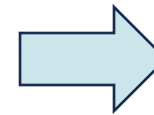
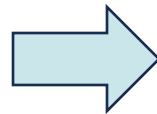
Il processo di calibrazione tra i risultati delle prove distruttive e quelli delle prove non distruttive ha come output la definizione di un modello di regressione tra i due parametri

Focus della ricerca

La nostra ricerca ha avuto lo scopo di sviluppare un modello affidabile di regressione tra i risultati delle prove di compressione (**UCS**) e della misura della velocità degli ultrasuoni (**UPV**) per la stima della resistenza della Pietra Leccese.



UPV: Prova non distruttiva UCS: Prova distruttiva



Il nostro lavoro di ricerca: programma sperimentale



PROGRAMMA SPERIMENTALE



3 CAVE IN DIVERSE ZONE DEL
SALENTO

16 BLOCCHI (50 x 25 x 25 cm)



176 CUBI
(7 x 7 x 7 cm)



STUFA 70°C



UCS_i



UPV_i

Come interviene la statistica?



Interviene nella valutazione della **efficacia** del modello di regressione sia dal punto di vista **descrittivo** che dal punto di vista **predittivo**.

L'utilizzo di stimatori quali il coefficiente di determinazione (R^2), l'errore quadratico medio (MSE), la sua radice (RMSE), etc. sono indicatori che ci dicono quanto bene il modello si adatta ai dati con i quali è stato costruito, ovvero quanto bene il modello descrive i dati.

FITTING ERROR

D'altra parte lo scopo della definizione del modello descrittivo è quello di utilizzarlo su nuovi dati al fine di definire il valore di DT, ovvero della resistenza a compressione del materiale, a partire dai soli dati NDT. Pertanto è necessario definire qual è la capacità predittiva del modello ovvero quantificare un errore predittivo

PREDICTION ERROR

Come si stima l'errore predittivo del modello?



Esistono due modi per stimare l'errore predittivo:

Determinazione diretta attraverso un dataset di controllo

Si considera un data set diverso da quello utilizzato per costruire il modello. In altre parole si effettuano nuovi test distruttivi e non distruttivi sul materiale in una zona di controllo.

Analisi di cross-validazione

Si divide il data-set in due parti: il training set (TS) e il validation set (VS). TS è utilizzato per determinare il modello e VS per testare le sue capacità predittive.

Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati



Il nostro cervello
è abituato a ragionare
in due, massimo tre, dimensioni.

Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati



Quando si lavora con più di tre variabili, diventa difficile riuscire ad avere una «visione di insieme».

In questo caso, sono molto utili strumenti matematici che permettano di ridurre la complessità, senza perdere informazioni importanti.



Ciò è particolarmente utile
quando si desidera visualizzare dati
ad **alta dimensionalità**
in uno spazio
bidimensionale o tridimensionale.



Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati



Ciò è particolarmente utile
quando si desidera visualizzare dati
ad **alta dimensionalità**
in uno spazio
bidimensionale o tridimensionale.



PCA

Analisi delle Componenti Principali

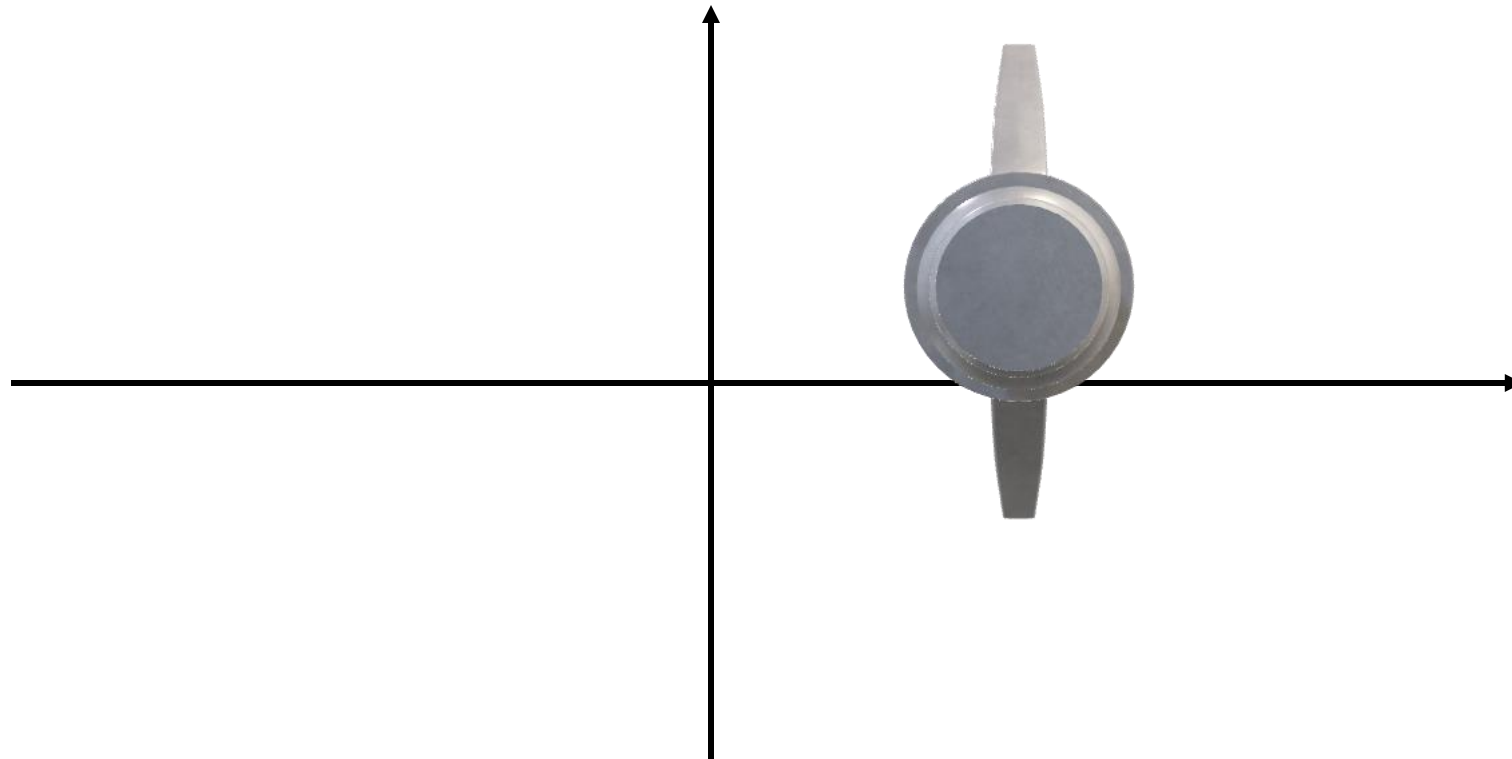
Uno di questi strumenti matematici è la PCA, una tecnica che serve a semplificare e a visualizzare su un piano i dati caratterizzati da molte variabili.

La PCA **riduce il numero delle variabili** trasformandole in nuove variabili, chiamate componenti principali, che sono combinazioni lineari delle variabili originali.

Le componenti principali sono scelte in modo da catturare la **massima varianza** dei dati, cioè la **massima informazione**.

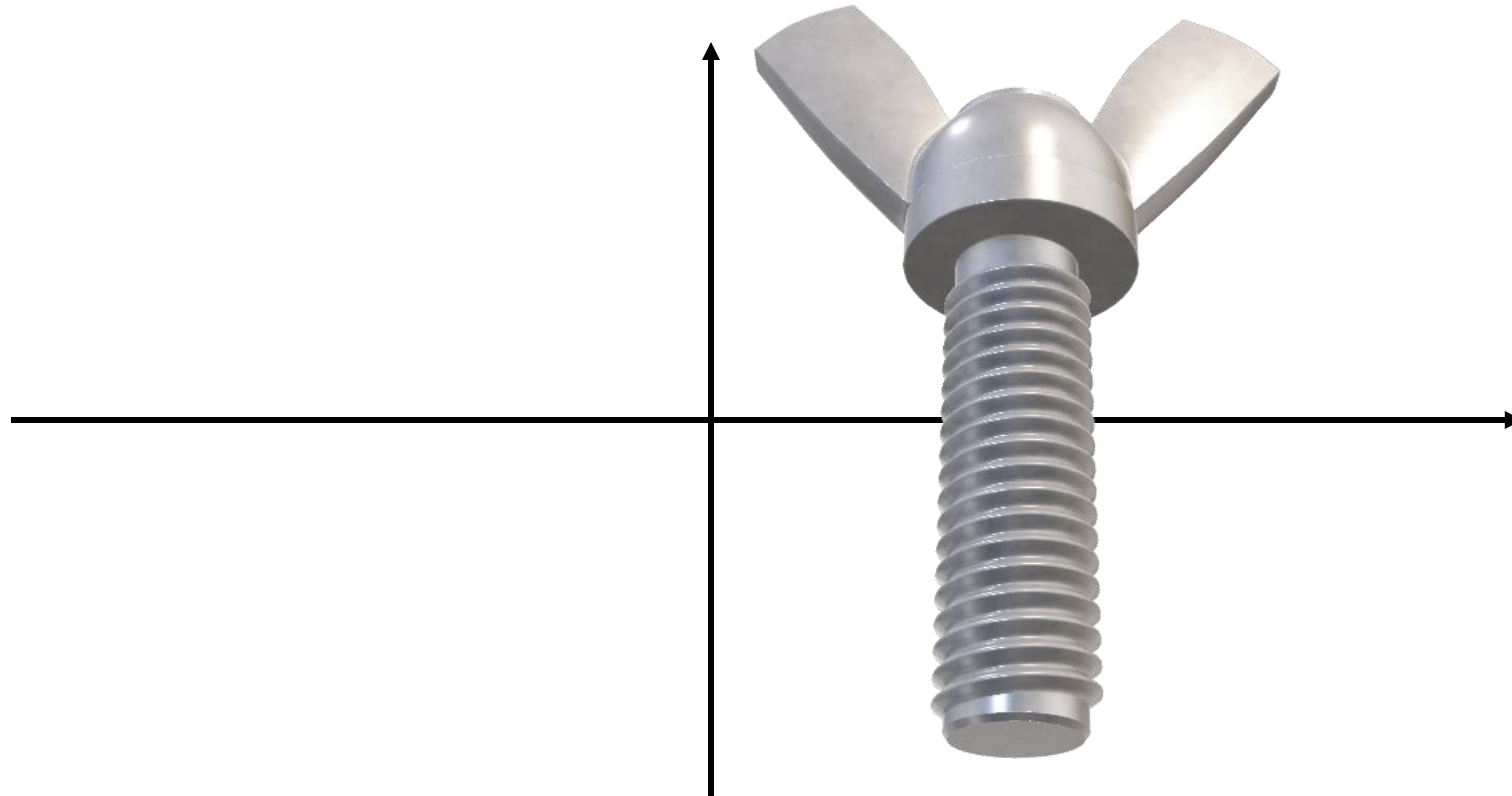
PCA

Analisi delle Componenti Principali



PCA

Analisi delle Componenti Principali

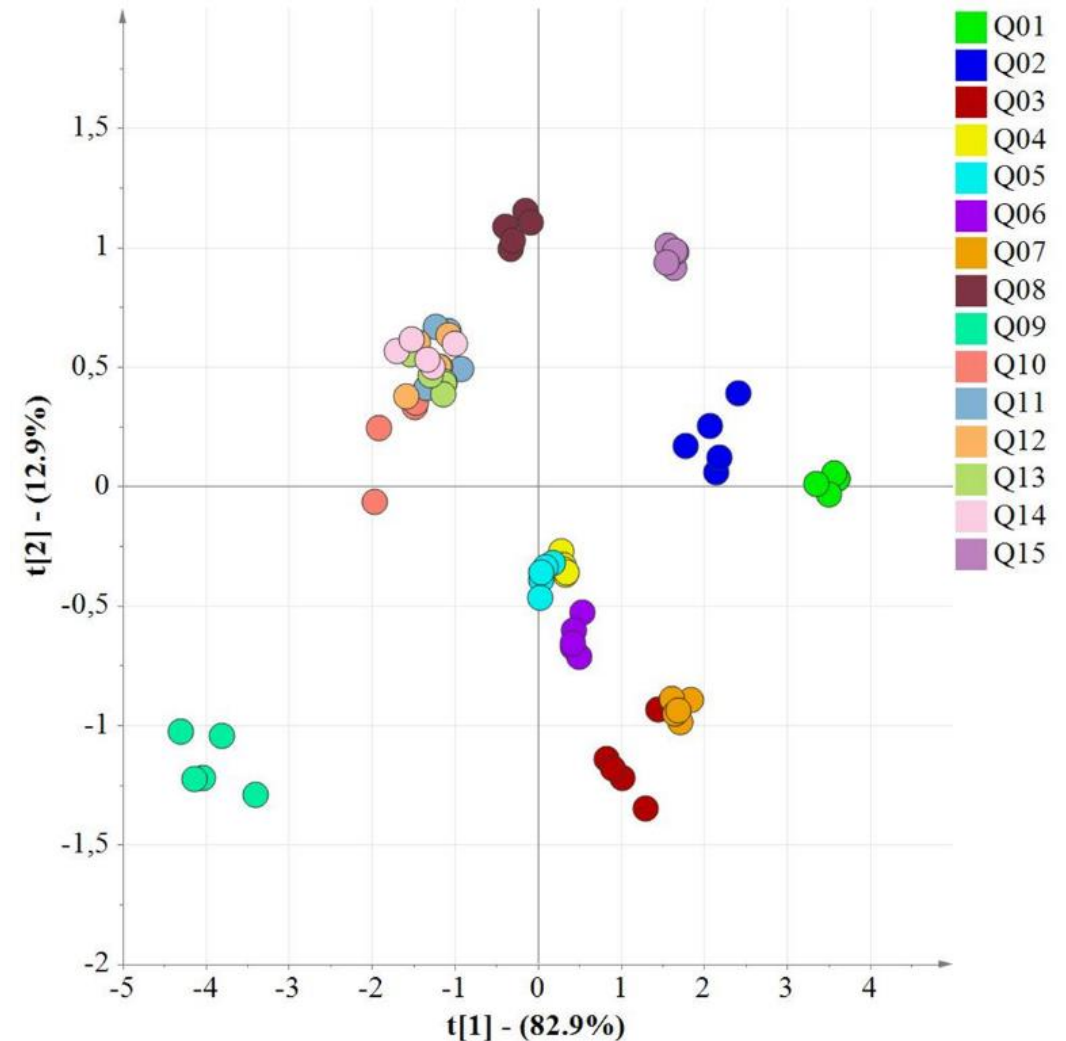


Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati



Torniamo al nostro studio.
E' stata effettuata un'analisi PCA
preliminare sui dati misurati.

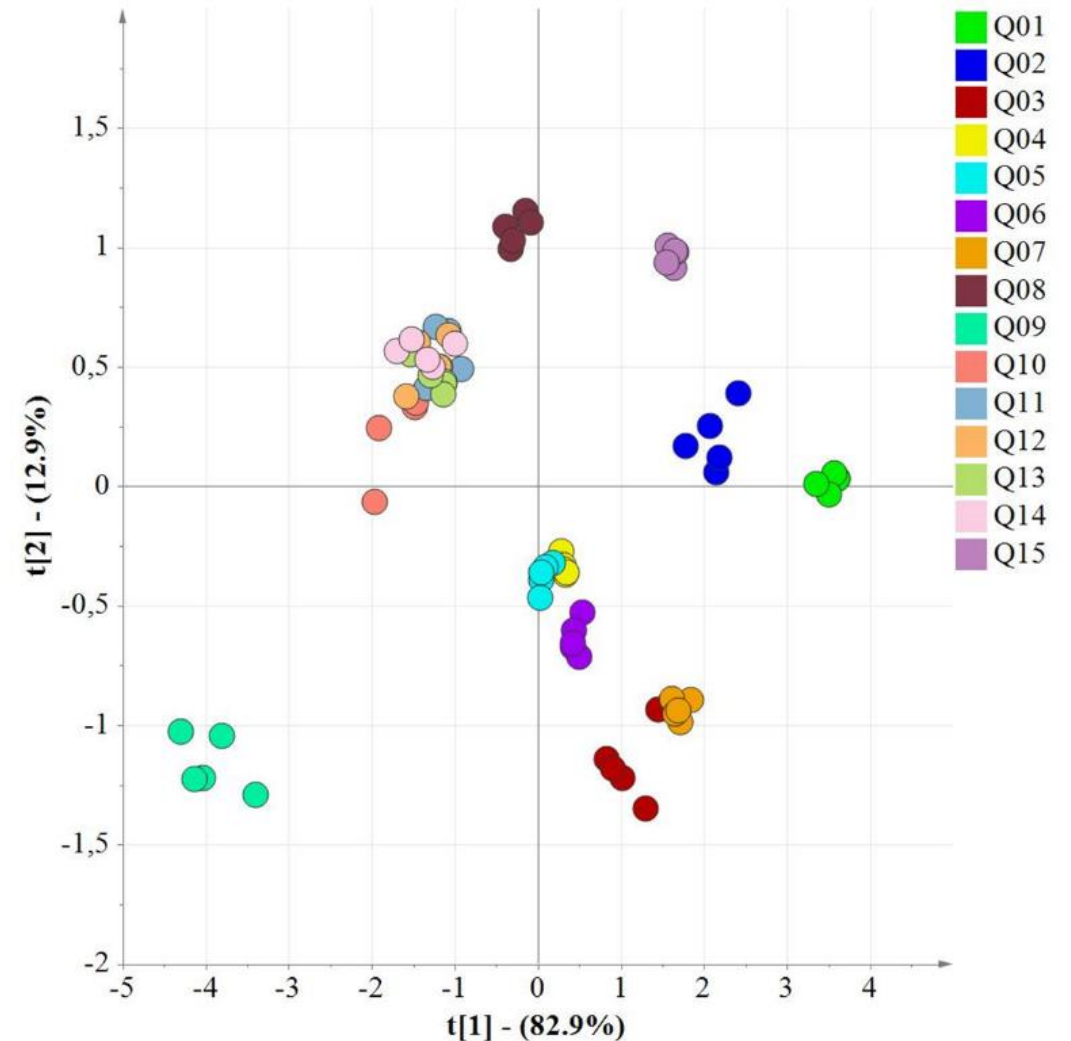
Numero campioni totali: 80
Numero blocchi: 16
Numero campioni per blocco: 5
Variabili: UPV_x , UPV_y , UPV_z , densità.



Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati



Il grafico dei dati risultanti consente una valutazione «visiva» delle somiglianze e delle differenze tra i campioni, determinando così se possano essere o meno raggruppati.

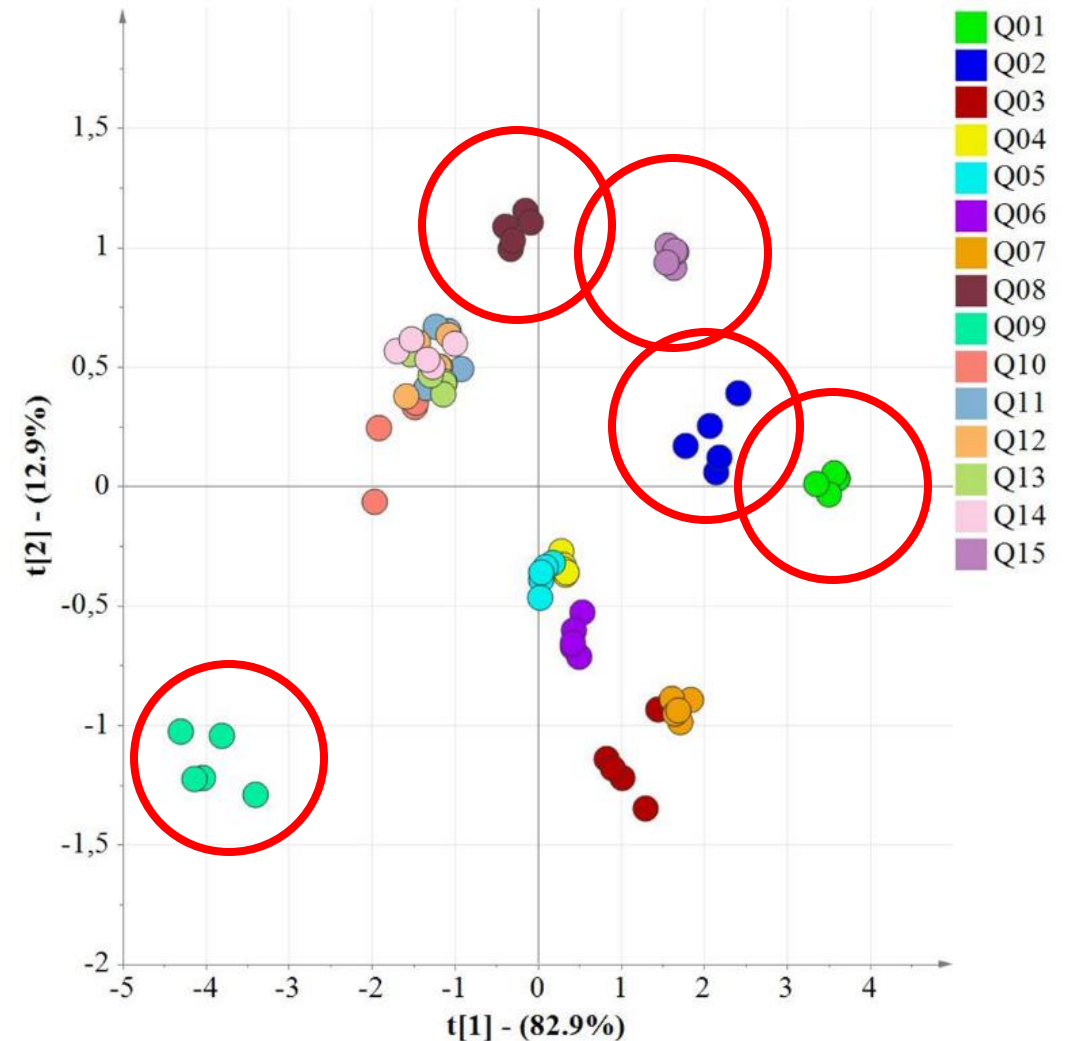


Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati

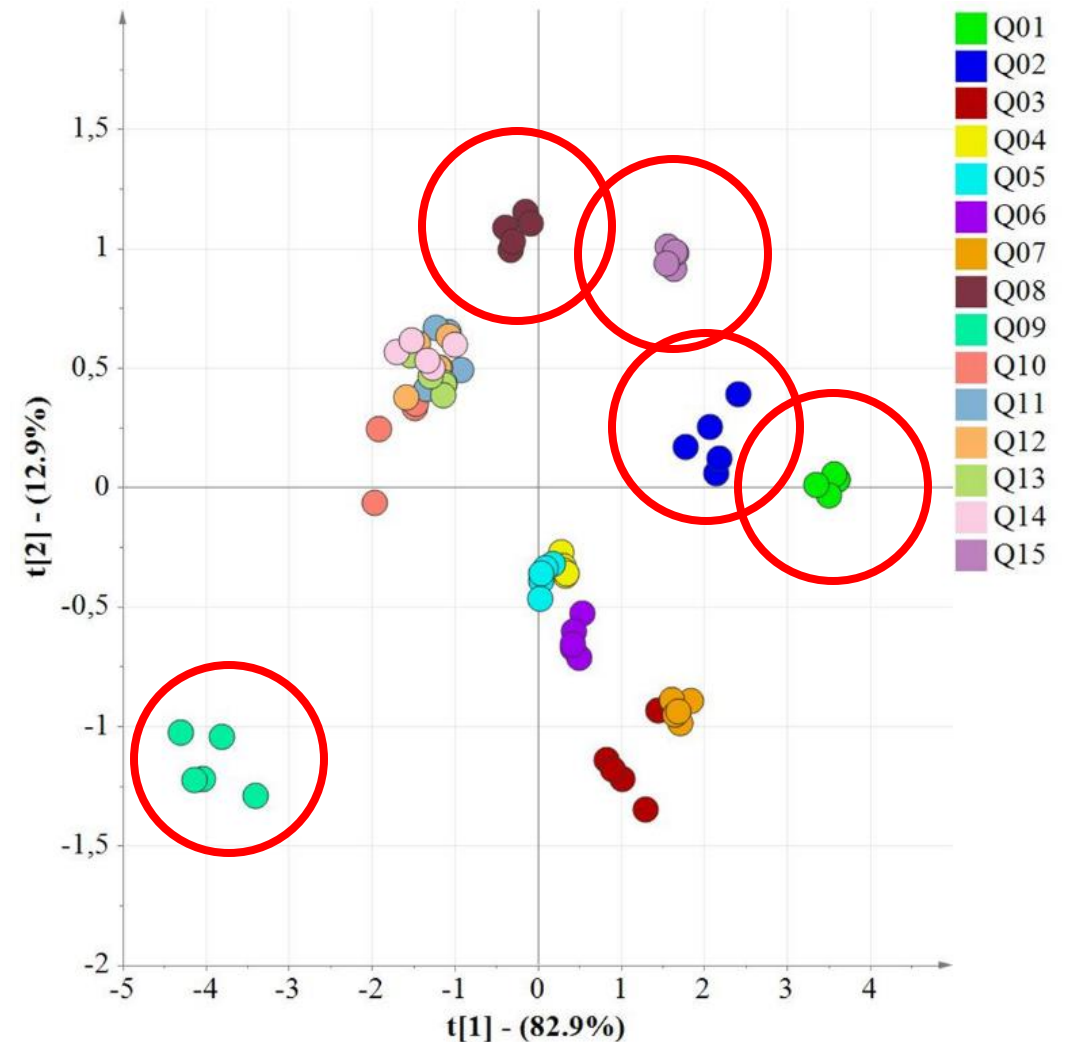


Il grafico (*score plot*) mostra chiaramente un raggruppamento dei campioni appartenenti allo stesso blocco.

Poiché la PCA è un'analisi «non supervisionata» (*unsupervised*), questo risultato mostra un'elevata omogeneità tra i campioni dello stesso blocco.



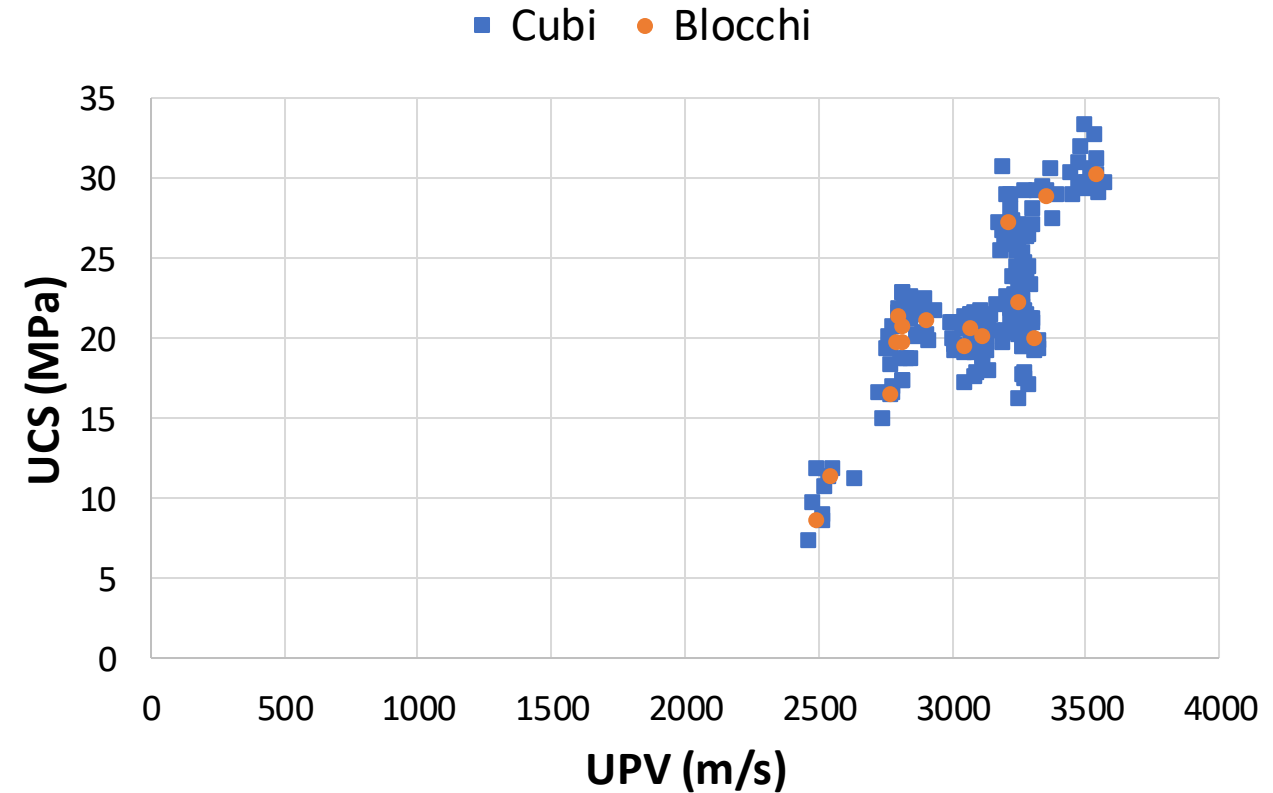
Dato che, quindi, le differenze **tra i blocchi** sono più significative rispetto a quelle **tra i campioni di un singolo blocco**, si è assunto che i valori medi dei parametri analizzati per ciascun blocco possano essere considerati rappresentativi del blocco stesso.



Il nostro lavoro di ricerca: analisi preliminare dei dati



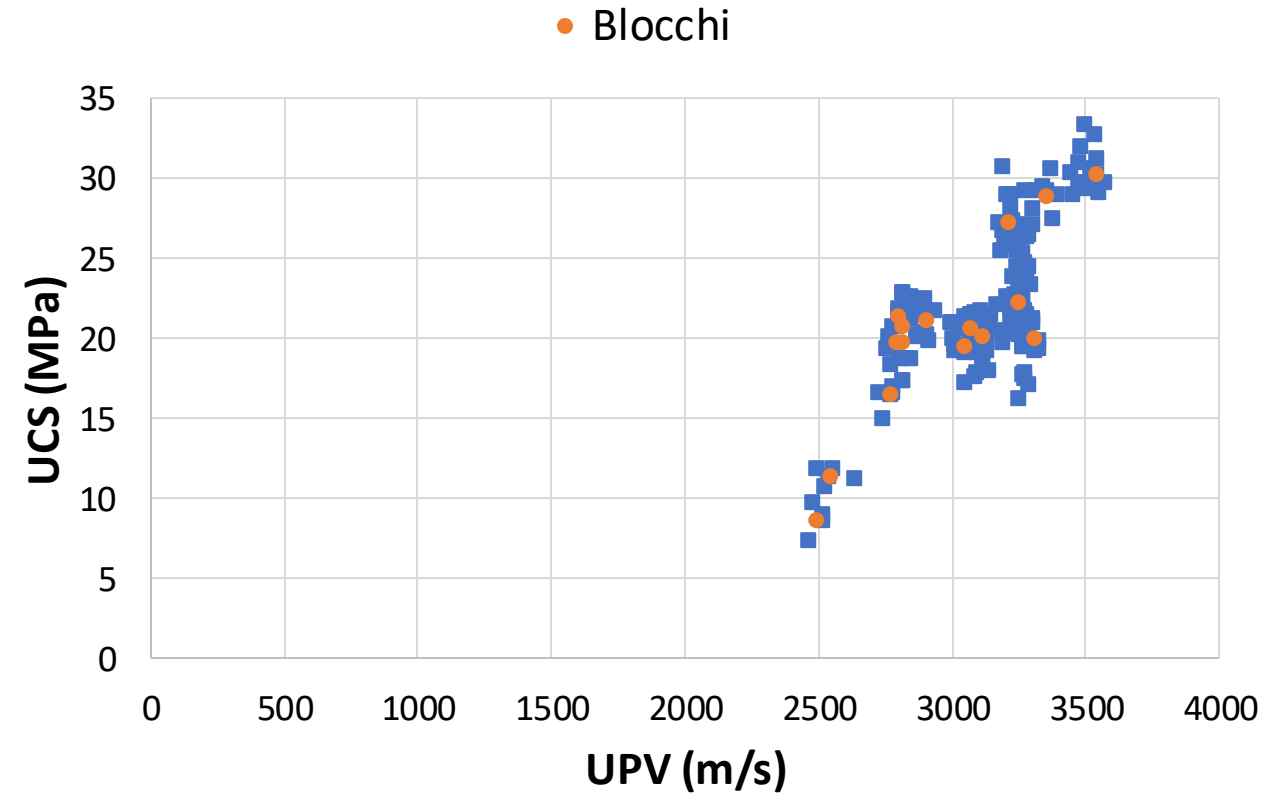
Il modello di regressione tra i dati delle **prove distruttive** (UCS) e quelli **delle prove non distruttive** (UPV) è stato, quindi, ottenuto considerando le medie dei risultati delle prove sperimentali per ciascun blocco.



Il nostro lavoro di ricerca: definizione del modello DT-NDT

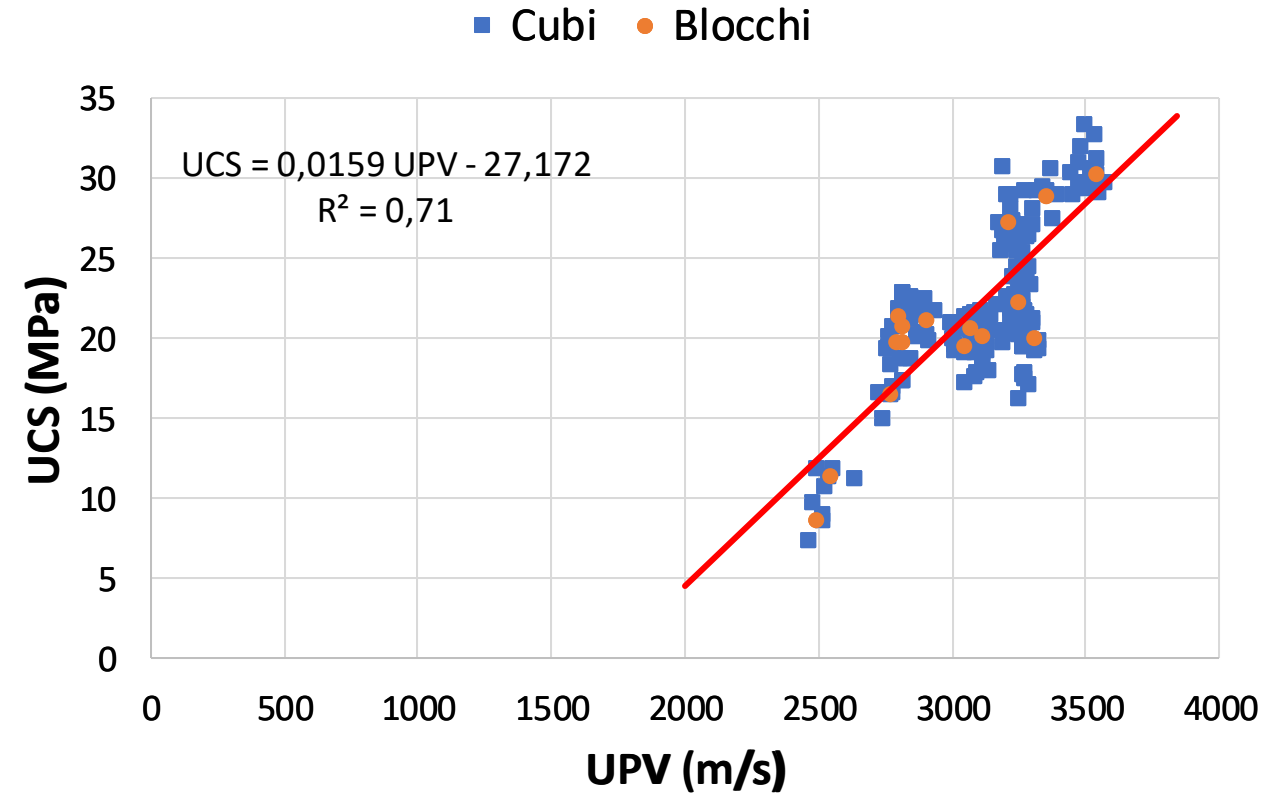
I valori misurati di UCS variano tra 8 e 33 MPa, mentre quelli degli UPV tra 2500 e 3600 m/s.

Ciò evidenzia un'elevata variabilità delle proprietà del materiale lapideo, giustificata dalla diversa provenienza di estrazione dei blocchi di cava.



Il nostro lavoro di ricerca: definizione del modello DT-NDT

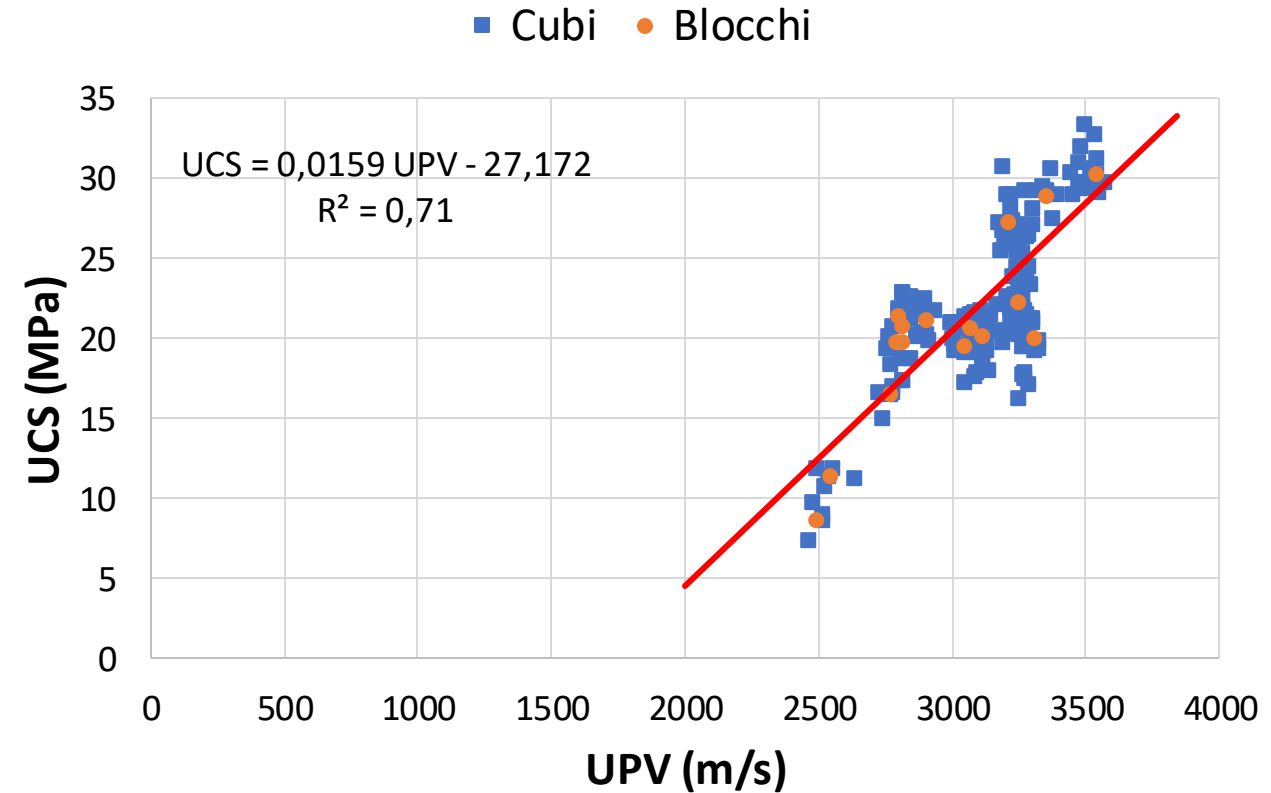
Effettuando un'analisi di regressione lineare, utilizzando il metodo dei minimi quadrati, si ottiene una retta di regressione il cui valore del coefficiente di determinazione ($R^2 = 0.71$), suggerisce una relazione tra i due parametri analizzati.



Il nostro lavoro di ricerca: definizione del modello DT-NDT

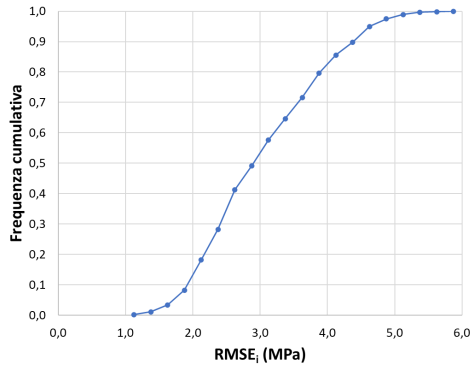
L'equazione ottenuta in tal modo, rappresenta un modello **descrittivo** lineare delle variabili analizzate.

Al fine di valutarne, però, l'affidabilità, è necessario determinare le capacità **predittive** del modello stesso.

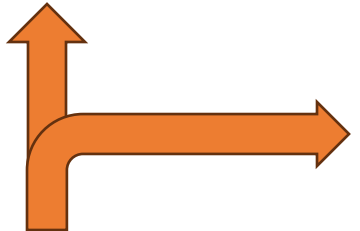


Il nostro lavoro di ricerca: analisi predittiva del modello

L'analisi predittiva del modello di regressione sviluppato è stata condotta sia utilizzando un'analisi di cross validazione sia utilizzando nuovi dati. I risultati delle due analisi sono stati poi confrontati tra loro.



ANALISI DI
CROSS VALIDAZIONE



NUOVI DATI

13 BLOCCHI
MASSERIA TAGLIATELLE (MT)

12 BLOCCHI
PRINCIPE UMBERTO (PU)



Il nostro lavoro di ricerca: analisi di Cross-Validazione



La tecnica di Cross-Validazione ha lo scopo di valutare la robustezza del modello, ottenuto dall'analisi di regressione, determinando le sue capacità predittive su un set di dati indipendenti. Infatti, valutare le prestazioni di un modello, utilizzando gli stessi dati con i quali si è realizzato il modello stesso, produrrebbe un risultato troppo ottimistico.



TRAINING SET (TS)

VALIDATION SET (VS)

Utilizzato per realizzare
il modello di regressione

Utilizzato per valutare le capacità
predittive del modello

Il nostro lavoro di ricerca: analisi di Cross-Validazione



Ci sono diversi modi per dividere i dati di partenza nei due gruppi TS e VS.
In questo lavoro è stato scelto di usare per TS l'80% dei dati mentre per il VS il 20%:



DATA SET (Dati dei 16 blocchi)



TRAINING SET
Dati di 13 blocchi
(80% del DATA SET)



VALIDATION SET
Dati di 3 blocchi
(20% del DATA SET)

Il nostro lavoro di ricerca: analisi di Cross-Validazione



La suddivisione dei dati tra Training Set e Validation Set, può essere effettuata una sola volta, scegliendo in maniera casuale i dati.



DATA SET (Dati dei 16 blocchi)



TRAINING SET
Dati di 13 blocchi
(80% del DATA SET)

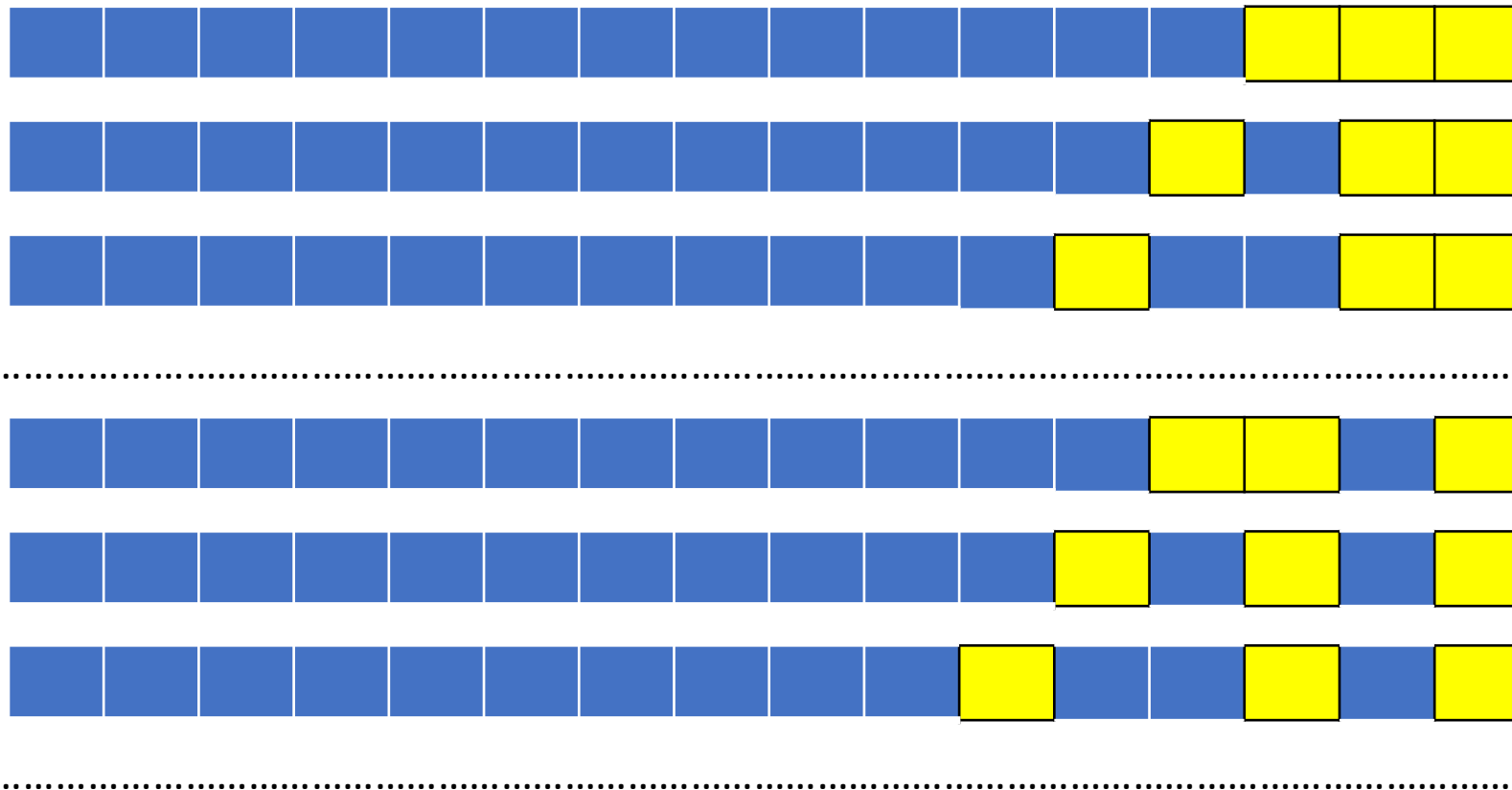


VALIDATION SET
Dati di 3 blocchi
(20% del DATA SET)

Il nostro lavoro di ricerca: analisi di Cross-Validazione



Per valutare in maniera più accurata le capacità predittive del modello, si è deciso di effettuare il processo di Cross-Validazione per **tutte le combinazioni possibili** TS/VS.



Il nostro lavoro di ricerca: analisi di cross-validazione



Per valutare in maniera più accurata le capacità predittive del modello, si è deciso di effettuare il processo di Cross-validazione per **tutte le combinazioni possibili** TS/VS.



Il numero ($C_{n,k}$) delle possibili combinazioni TS-VS dipende dal numero di dati (n) totali che costituisce il Data Set e dal numero di dati (k) che costituisce il Training Set, secondo la formula:

$$C_{n,k} = \frac{n!}{k! \cdot (n-k)!} = \frac{16!}{13! \cdot (16-13)!} = \frac{16!}{13! \cdot 3!} = 560$$

- 1) Per ciascuno dei 560 casi, si calcola l'equazione della retta che meglio interpola («best fit») i dati del Training Set.
- 2) Utilizzando tale equazione, si **stimano** i valori di UCS sulla base dei dati UPV misurati per ciascuno dei campioni dello specifico Validation Set.
- 3) Si confrontano i valori **stimati** di UCS con i valori **misurati**.

Il nostro lavoro di ricerca: analisi di cross-validazione

Per valutare la discrepanza tra i valori **stimati** e quelli **misurati**, è stato scelto il parametro **RMSE** (radice quadrata dell'errore quadratico medio) in quanto ha il vantaggio di avere la stessa unità di misura della variabile indagata (MPa, nel caso specifico dei valori di UCS).

Considerando l'*i*-esima combinazione delle 560 possibili di TS e VS (TS_i e VS_i), l' $RMSE_i$ è calcolato con la seguente formula:

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^3 (UCS_{est,j} - UCS_{meas,j})^2}{3}}$$

$UCS_{est,j}$ è il valore di UCS **stimato** utilizzando il modello ottenuto dai dati TS_i , in funzione del valore UPV_j che appartiene a Vs_i ;

$UCS_{meas,j}$ è il valore **misurato** per UPV_j

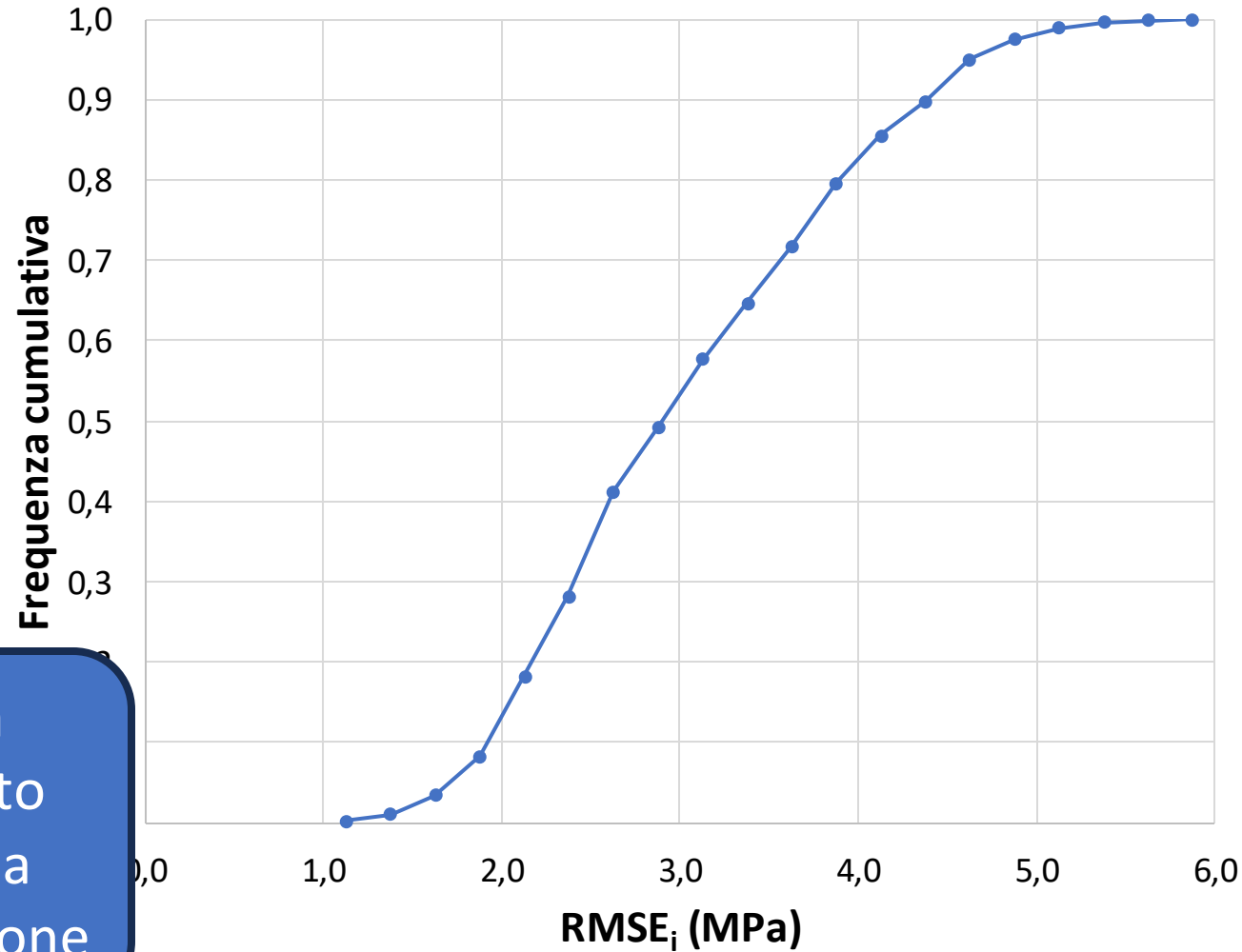
Il nostro lavoro di ricerca: analisi di cross-validazione

$RMSE_m = 3,15 \text{ MPa}$
 $SD_{RMSE} = 0,93 \text{ MPa}$

< 5 MPa



Incertezza reputata accettabile nell'ambito delle valutazioni della resistenza a compressione

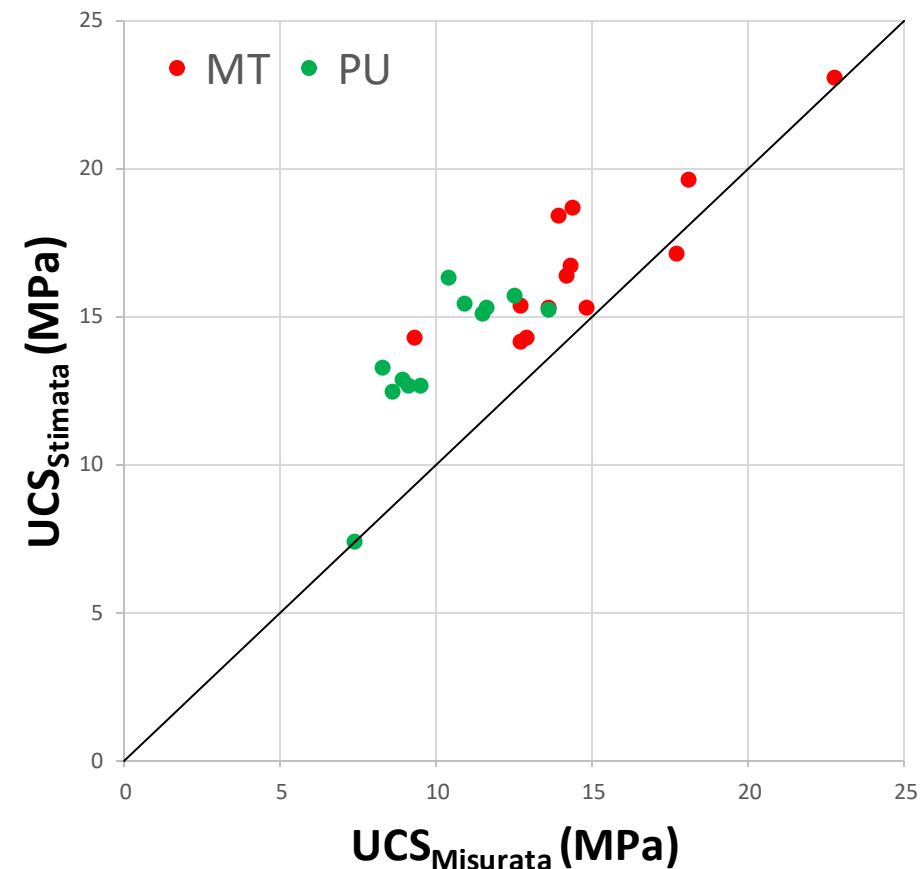


Il nostro lavoro di ricerca: analisi su nuovi dati

In questo caso, **tutti** i dati considerati sino ad ora sono stati utilizzati per realizzare il modello.

Le nuove misure di prove di velocità degli ultrasuoni (UPV) e di resistenza a compressione (UCS) sono state condotte su blocchi diversi, di due tipologie differenti:

- blocchi edificio 1 (**13 blocchi**)
[Masseria Tagliatelle (MT)]
- blocchi edificio 2 (**12 blocchi**)
[Principe Umberto (PU)]



RMSE_MT = 2,63 MPa

RMSE_PU = 3,77 MPa

Il nostro lavoro di ricerca: contributo innovativo



I valori stimati di UCS ottenuti con il modello di regressione per i nuovi blocchi sono spesso superiori al valore di UCS misurato. Questo aspetto non è positivo nell'ambito della progettazione degli interventi strutturali! Infatti ottenere dei **valori di resistenza superiori** a quelli effettivi porta a sovrastimare le capacità del materiale e quindi **non progettare a vantaggio della sicurezza**.

SCOPO



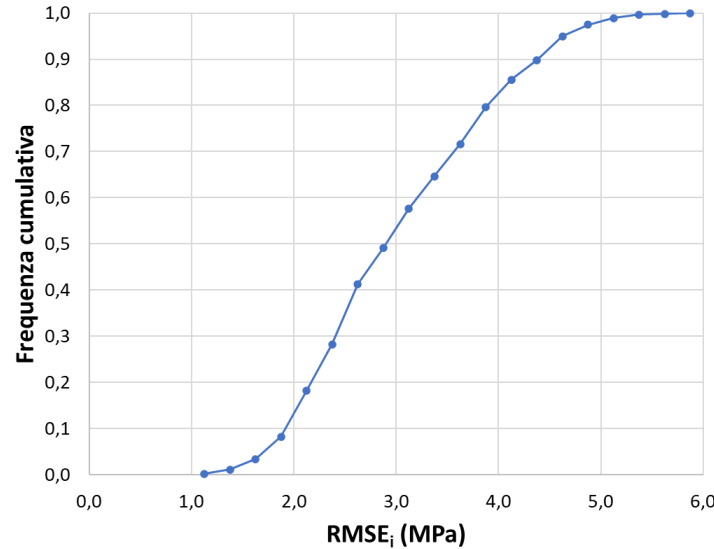
Stima dell'errore predittivo massimo
associato al modello sulla base di
considerazioni statistiche

$$UCS_{is,i} = UCS_{st,i} - \varepsilon_{max}$$

Il nostro lavoro di ricerca: contributo innovativo

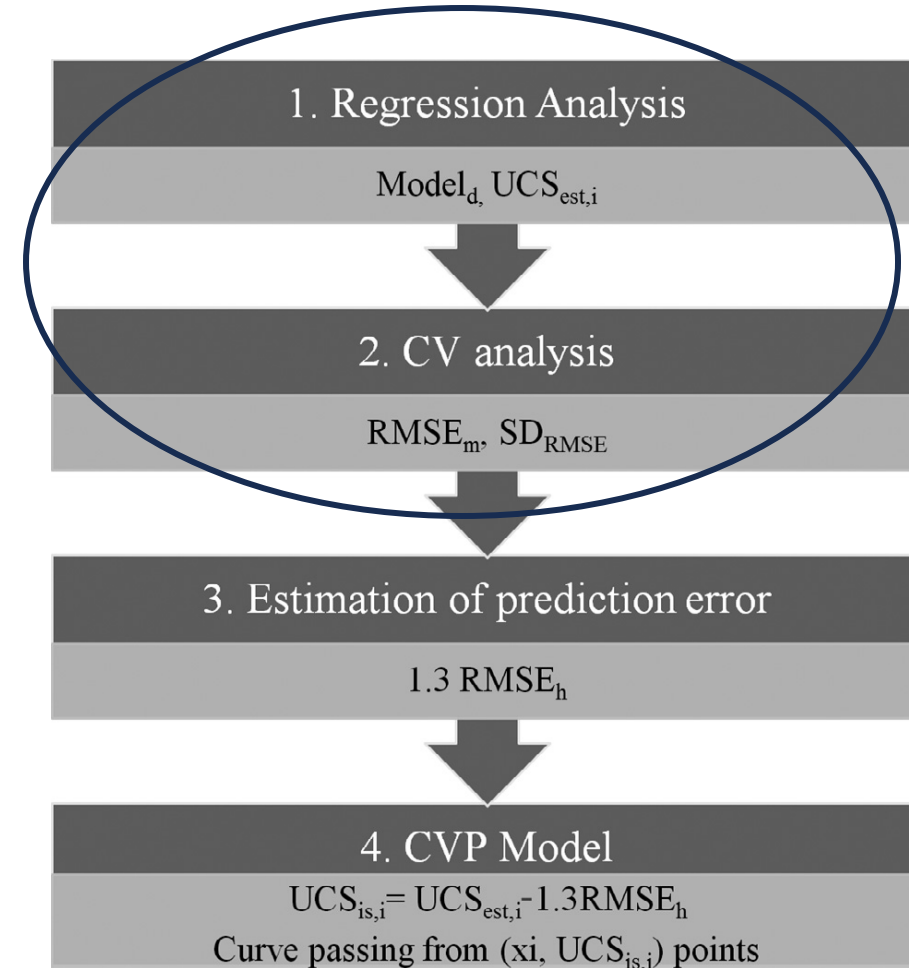
$$RMSE_m = 3,15 \text{ MPa}$$

$$SD_{RMSE} = 0,93 \text{ Mpa}$$



Considerando l'elevato numero di ripetizioni e quindi di $RMSE_i$ (560) è possibile applicare il **teorema del limite centrale** e considerare che la **media reale della popolazione** ricade nell'intervallo (intervallo di confidenza del 95%):

$$RMSE_m \pm t_{0,05,560-1} \frac{SD_{RMSE}}{\sqrt{560}} \longrightarrow RMSE_h = RMSE_m + t_{0,05,560-1} \frac{SD_{RMSE}}{\sqrt{560}} = 3,23 \text{ MPa}$$



Il nostro lavoro di ricerca: contributo innovativo

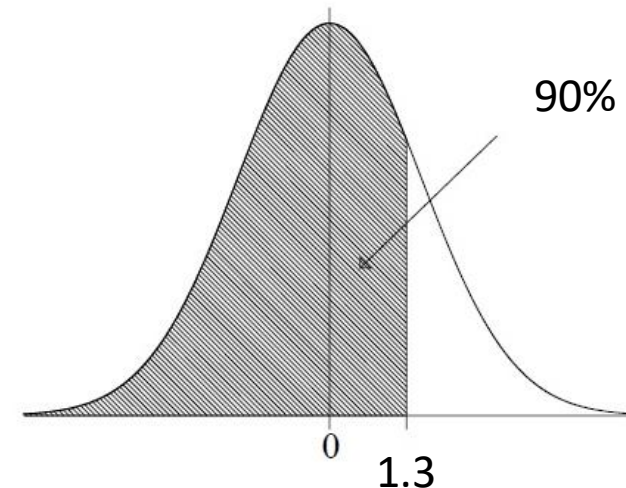
In statistica, l'**RMSE è definito come la deviazione standard delle differenze tra valori stimati e quelli osservati**. Queste differenze sono chiamate residui quando i calcoli vengono eseguiti sul training set, e sono chiamate errori di previsione quando vengono calcolati fuori dal TS.



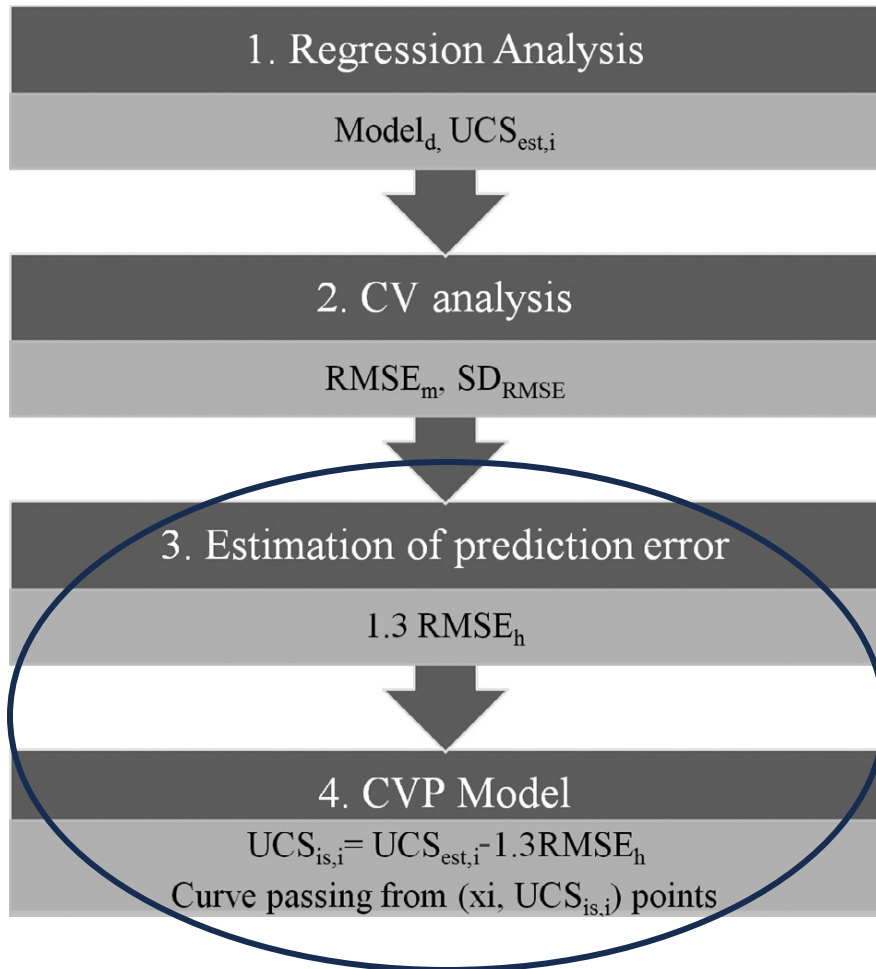
RMSE_h rappresenta una stima prudente della deviazione standard degli **errori di previsione ϵ_i** che possiamo ottenere utilizzando il modello di regressione su nuovi dati che rientrano nell'intervallo del data set.

Considerando che gli errori di previsione seguono una distribuzione normale con media zero, abbiamo il 90% di probabilità di trovare ϵ_i inferiore a

$$\epsilon_m + 1.3RMSE_h = \mathbf{1.3RMSE_h} \quad 4.20\text{MPa}$$



Il nostro lavoro di ricerca: contributo innovativo



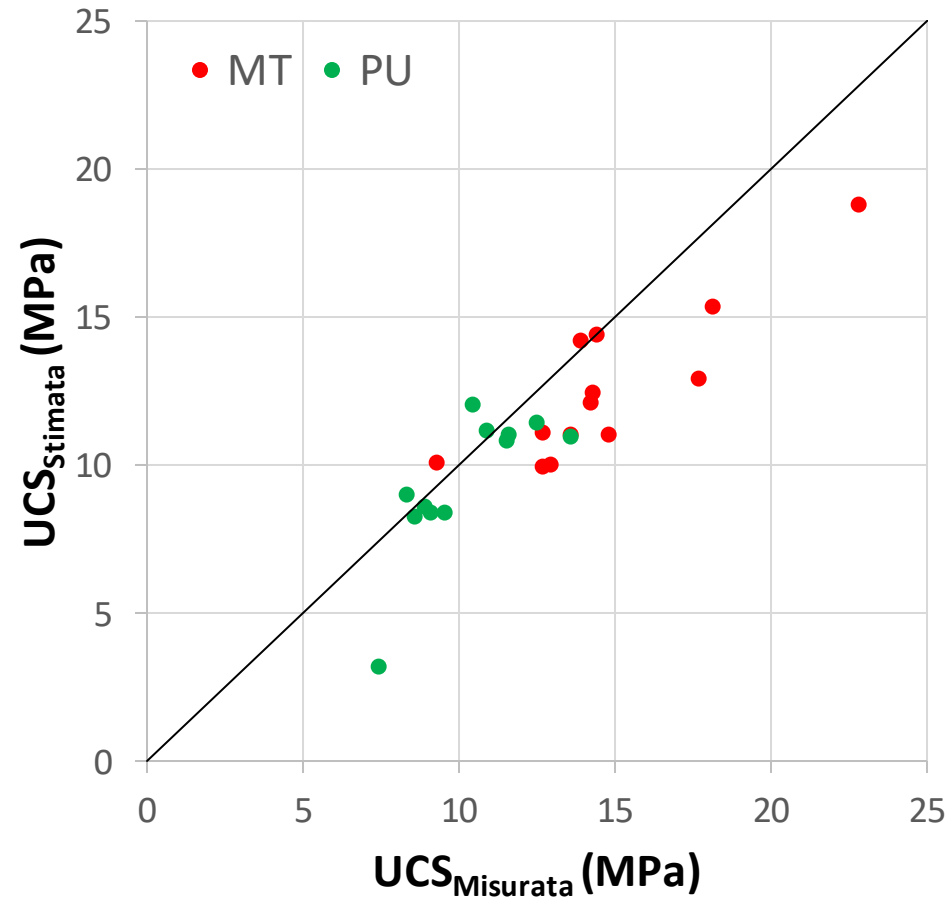
$$UCS_{is,i} = UCS_{est,i} - 1,3RMSE_h$$

Nuovo valore
stimato di UCS

Valore di UCS
ottenuto dal
modello di
regressione

Stima
cautelativa
dell'errore
predittivo

Il nostro lavoro di ricerca: contributo innovativo



RMSE_{MT} = 2,67 MPa

RMSE_{PU} = 1,62 MPa

L'errore RMSE nella stima che si ottiene applicando la procedura CVP proposta si riduce rispetto alle previsioni ottenute con il modello di regressione e soprattutto si riducono i casi in cui il valore di UCS stimato è superiore rispetto a quello misurato.

Un invito ad approfondire costantemente le proprie conoscenze e competenze



La scienza è fatta di dati come una casa è fatta di pietre.

Ma un ammasso di dati non è scienza più di quanto un mucchio di pietre sia una vera casa.

Henri Poincaré



Grazie per l'attenzione