



**CONVEGNO INGEGNERI ECCELLENTI
SESTA EDIZIONE (2024)
PREMIO GIULIA CECCHETTIN**

Centro Cardinal Urbani – Zelarino (VE)

**APPROCCI MACHINE LEARNING PER LA MODELLAZIONE
DEL COMPORTAMENTO FISICO-MECCANICO DI MISCELE
BITUMINOSE PER INFRASTRUTTURE VIARIE**

Supervisore Tesi
Prof. Nicola BALDO
Co-Supervisore Tesi
Prof. Clara CELAURO

Dottore di Ricerca
Fabio RONDINELLA

XXXVI Ciclo del Dottorato di Ricerca in Ingegneria Civile-Ambientale



” Artificial Intelligence is the study of how to make computers do things at which, at the moment, people are better.

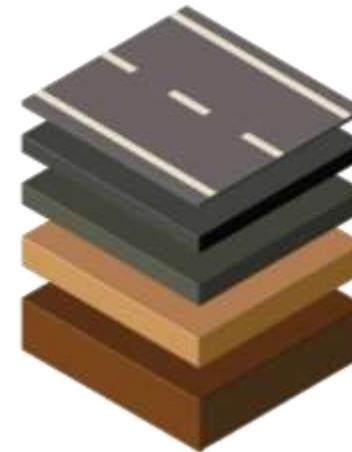
- Elaine Rich

PAVIMENTAZIONI STRADALI¹

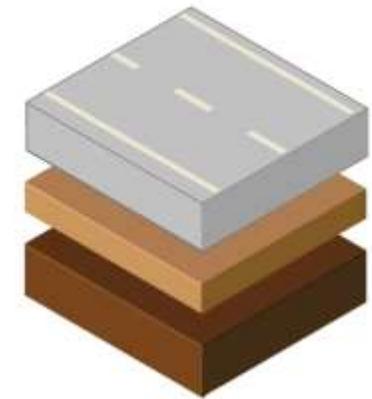


PRINCIPALI SOLUZIONI TECNOLOGICHE per la costruzione di pavimentazioni stradali

Flessibile

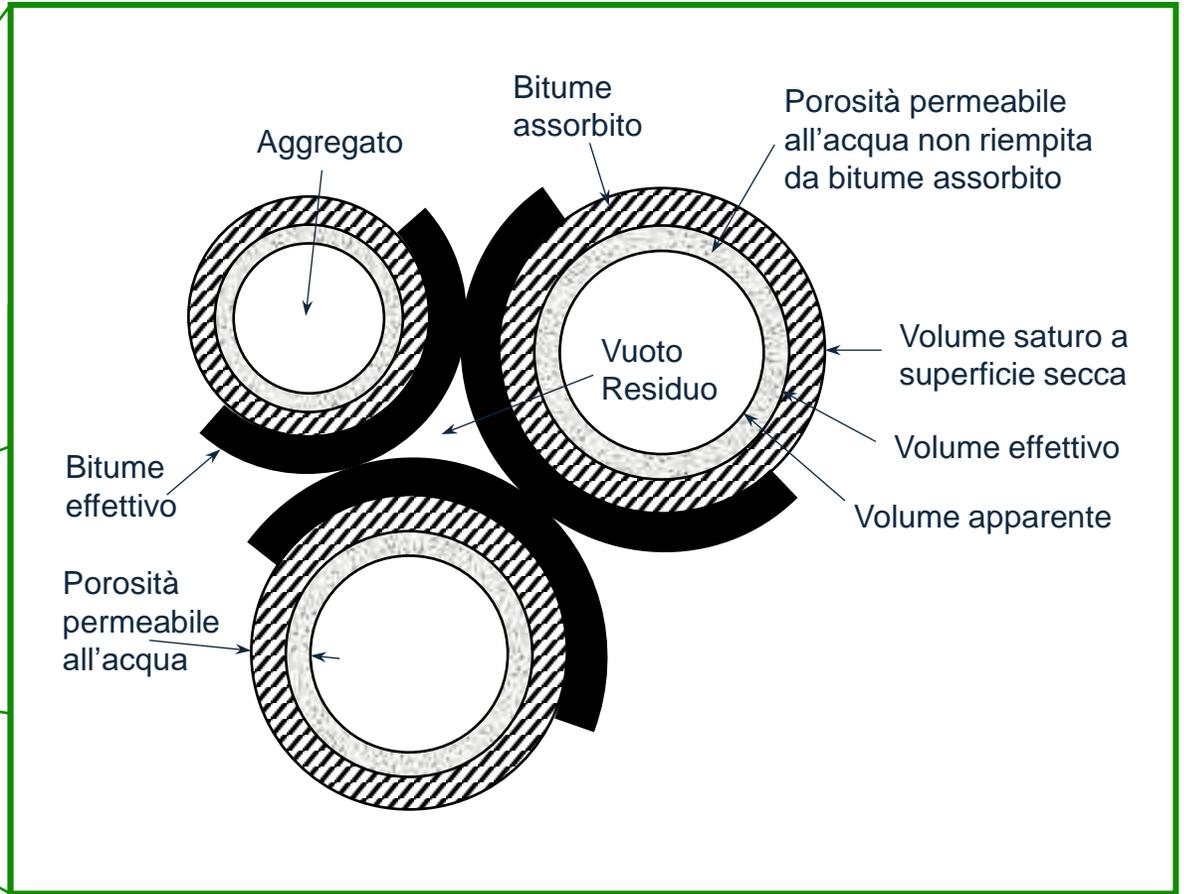


Rigida



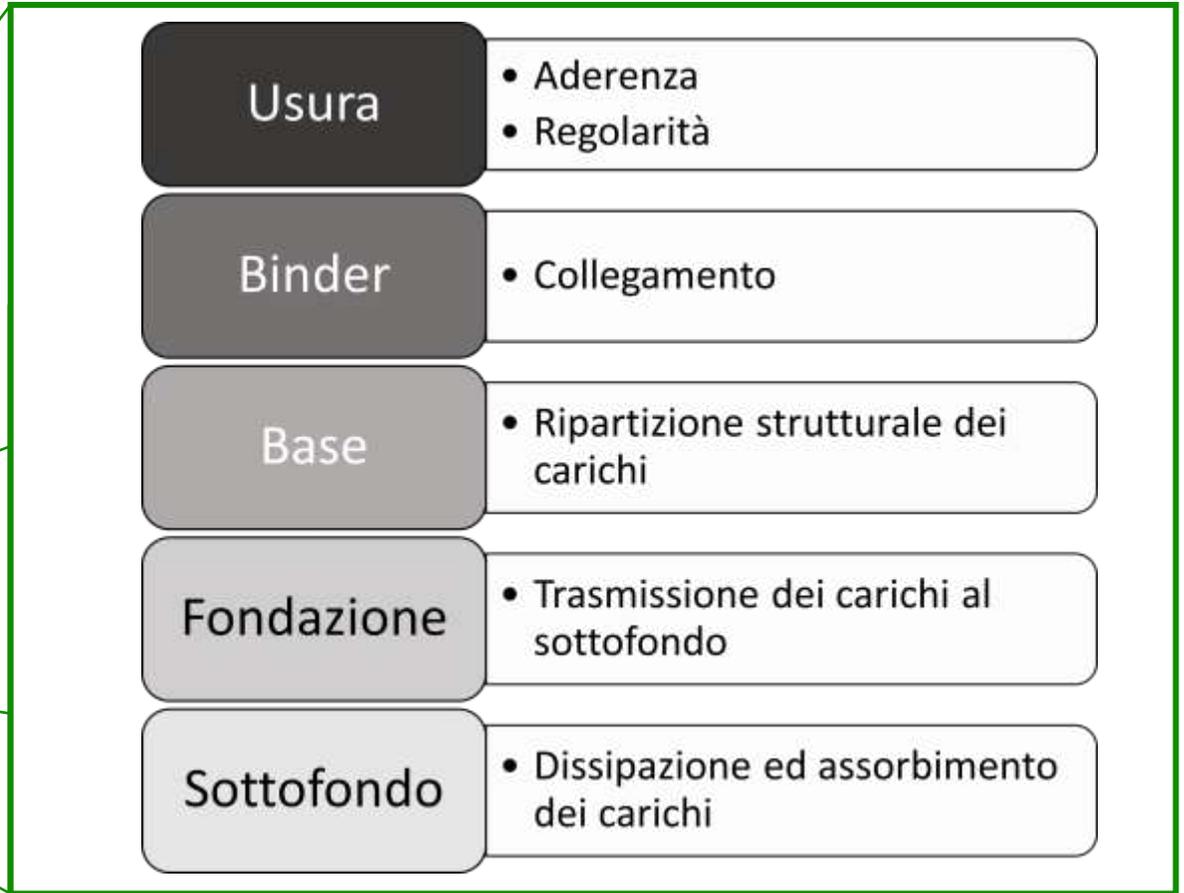
1. Santagata, F. A., et al. Strade. Teoria e Tecnica delle Costruzioni Stradali: Vol. 1 - Costruzione, Gestione e Manutenzione; Vol. 2 - Progettazione, 2017

PAVIMENTAZIONI STRADALI ¹



1. Santagata, F. A., et al. Strade. Teoria e Tecnica delle Costruzioni Stradali: Vol. 1 - Costruzione, Gestione e Manutenzione; Vol. 2 - Progettazione, 2017

PAVIMENTAZIONI STRADALI¹

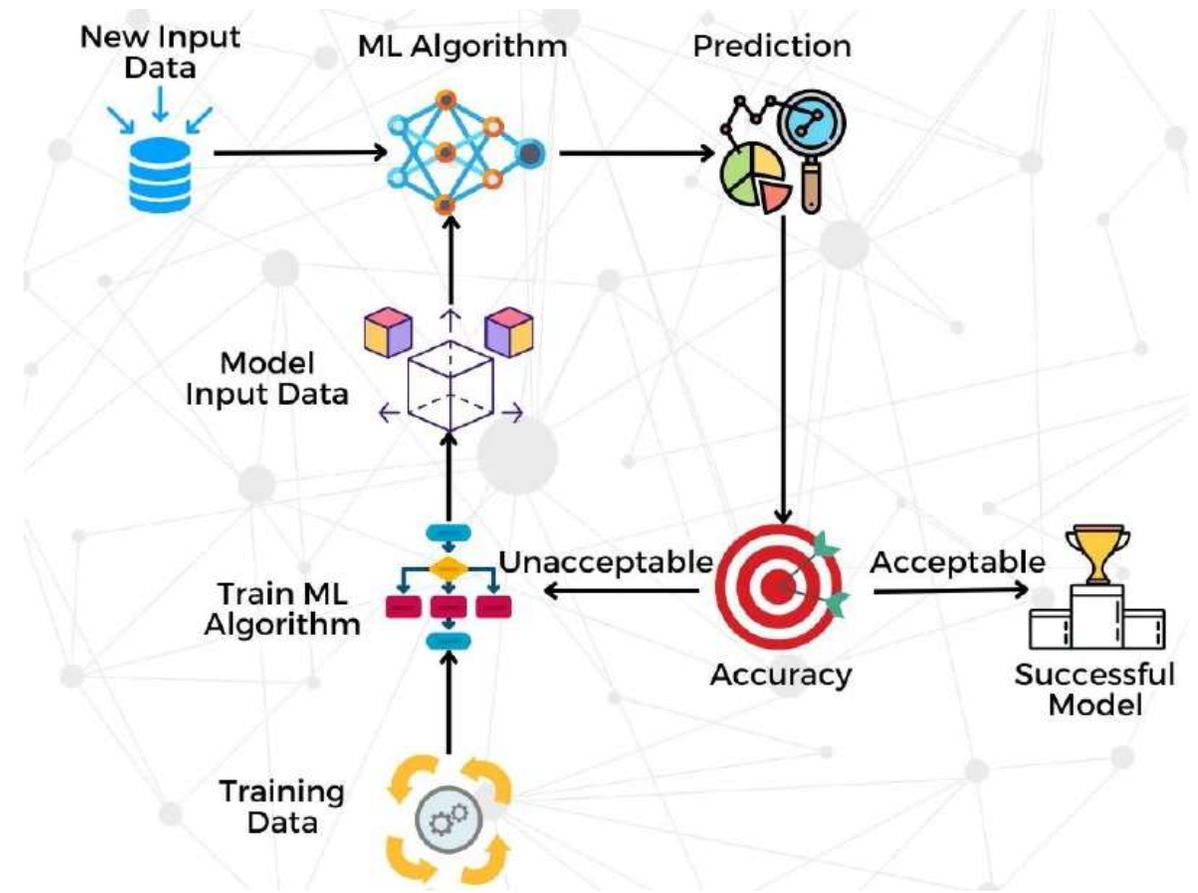
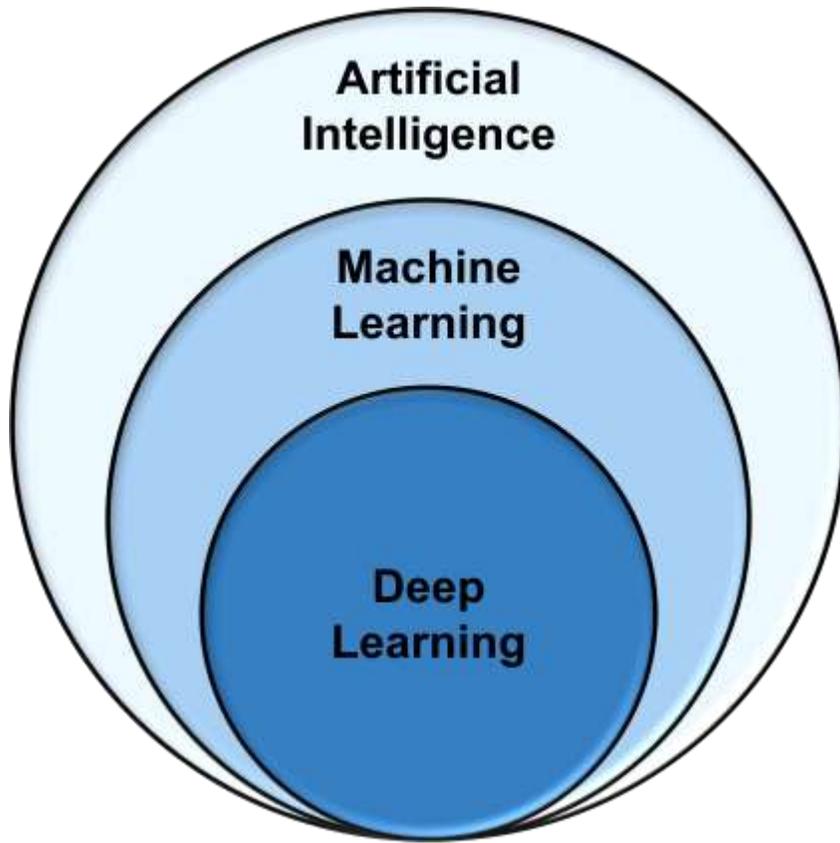


1. Santagata, F. A., et al. Strade. Teoria e Tecnica delle Costruzioni Stradali: Vol. 1 - Costruzione, Gestione e Manutenzione; Vol. 2 - Progettazione, 2017

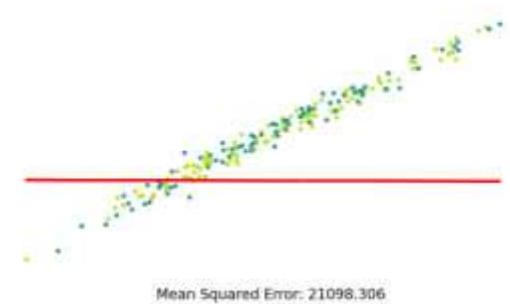
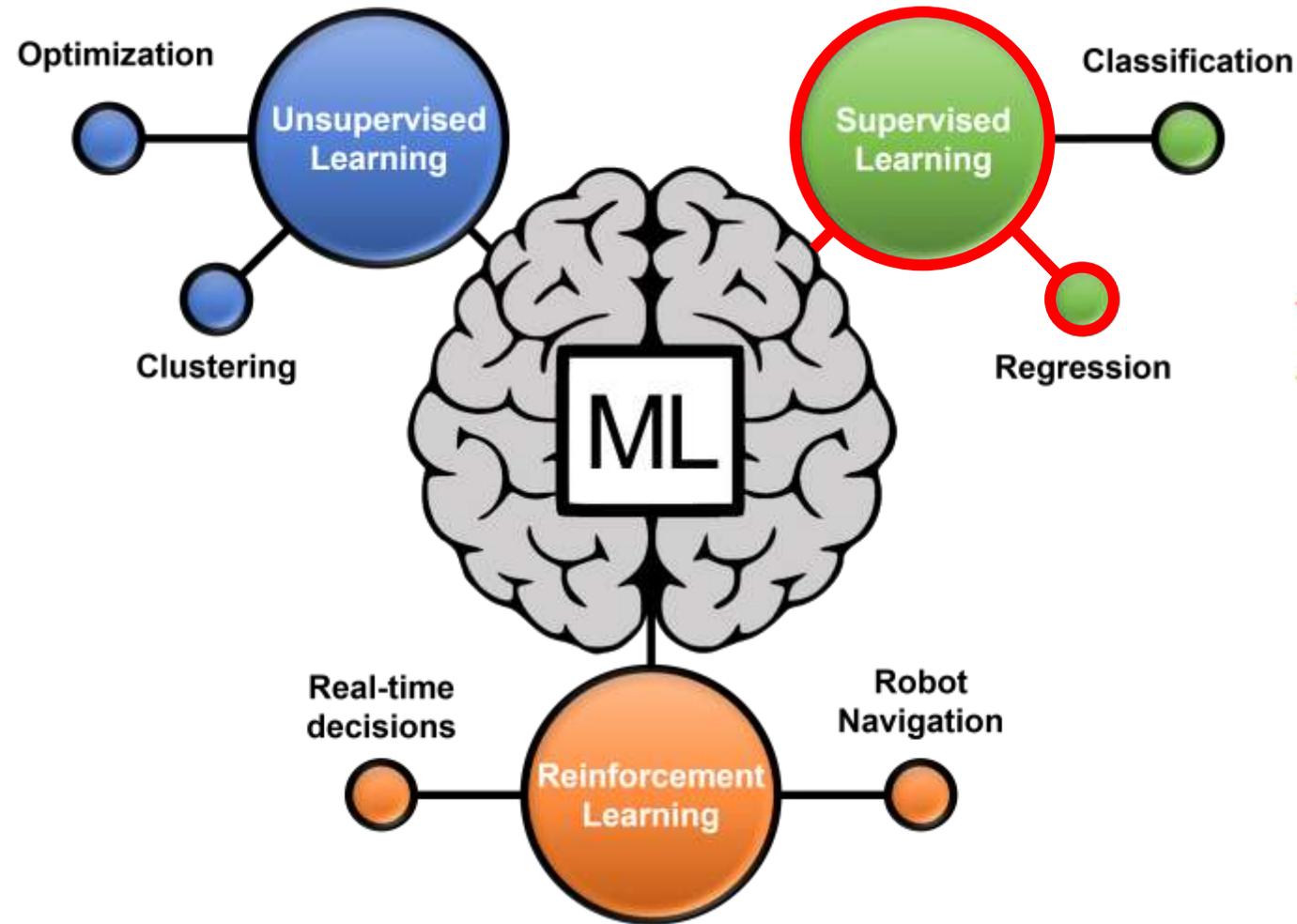
VALUTAZIONE STRUTTURALE



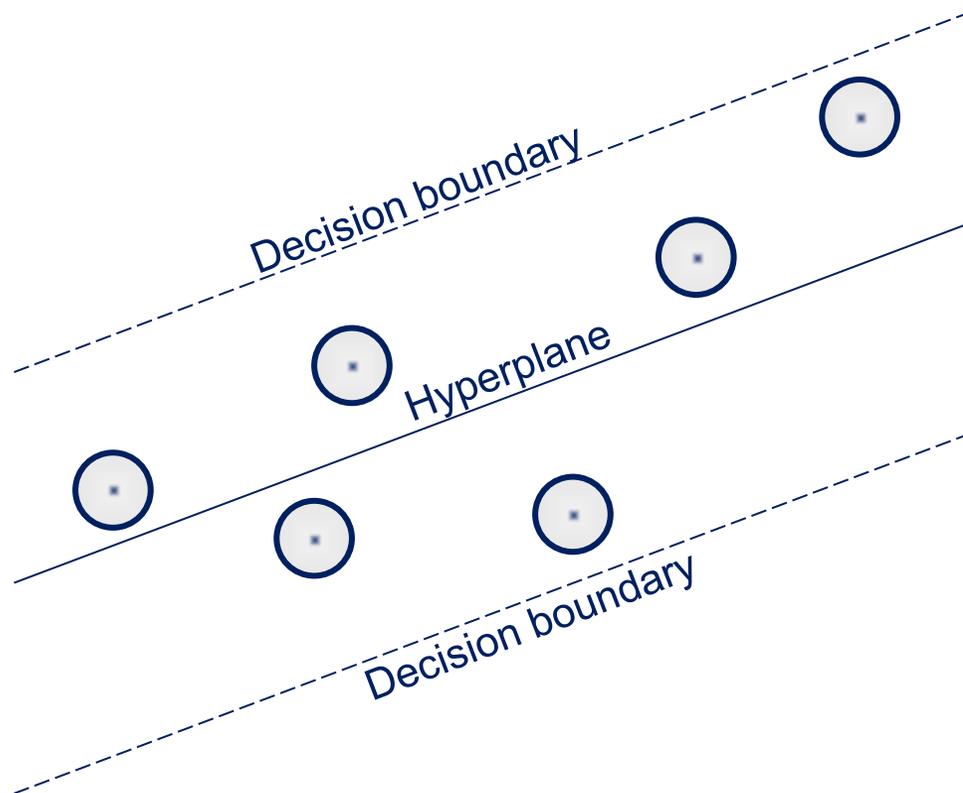
MACHINE LEARNING (ML)



TIPOLOGIE DI APPRENDIMENTO



SUPPORT VECTOR MACHINES ^{4,5}



Inquadramento matematico

$$f(x) = \omega^t \phi(x) + b$$

$$L_\epsilon(f(x_i) - y_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } |f(x_i) - y_i| \leq \epsilon \\ |f(x_i) - y_i| - \epsilon & \text{se } |f(x_i) - y_i| > \epsilon \end{cases}$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^K (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x_j) + b$$

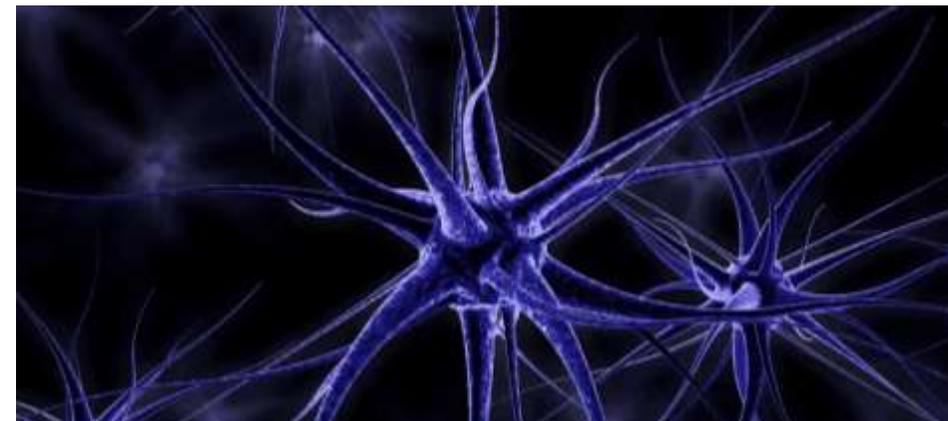
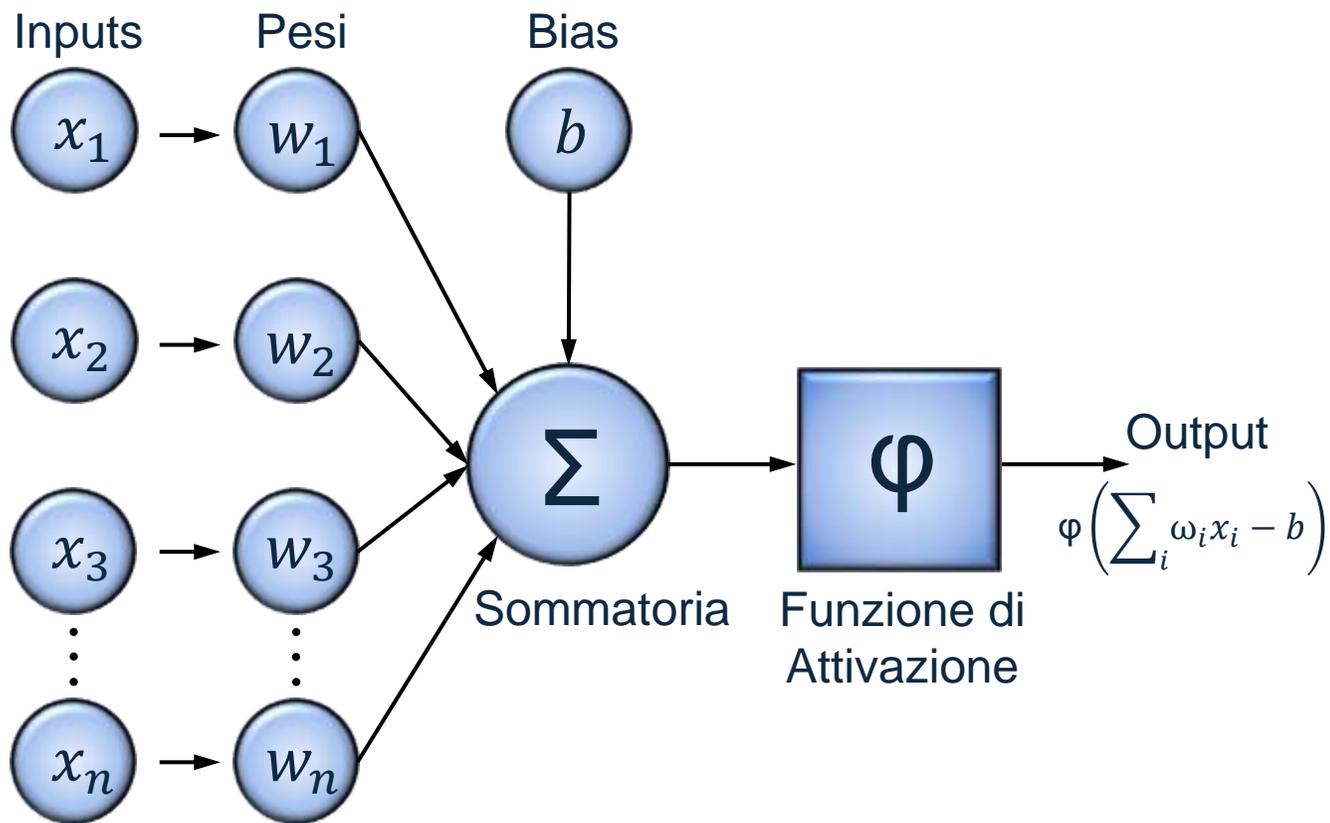
Funzioni Kernel

Linear	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
Polynomial	$K(x_i, x_j) = (-\gamma x_i^T x_j + 1)^d$
Radial Basis Function	$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2)$
Sigmoid	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + 1)$

4. Vapnik, V. Principles of risk minimization for learning theory. Advances in neural information processing systems **1991**, 4

5. Gordon G., Tibshirani, R. Karush-Kuhn-Tucker conditions. Optimization **2012**, 10, 725

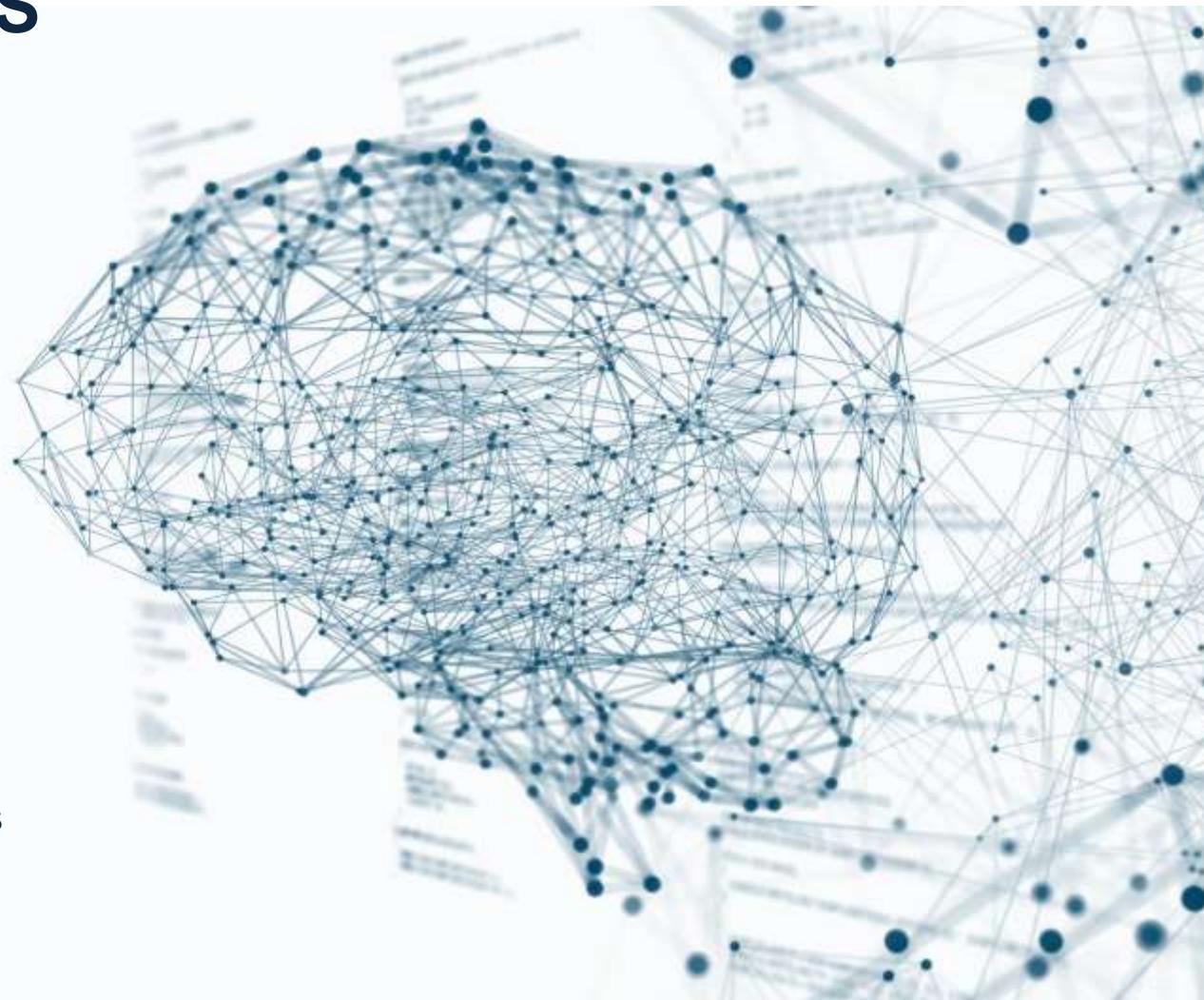
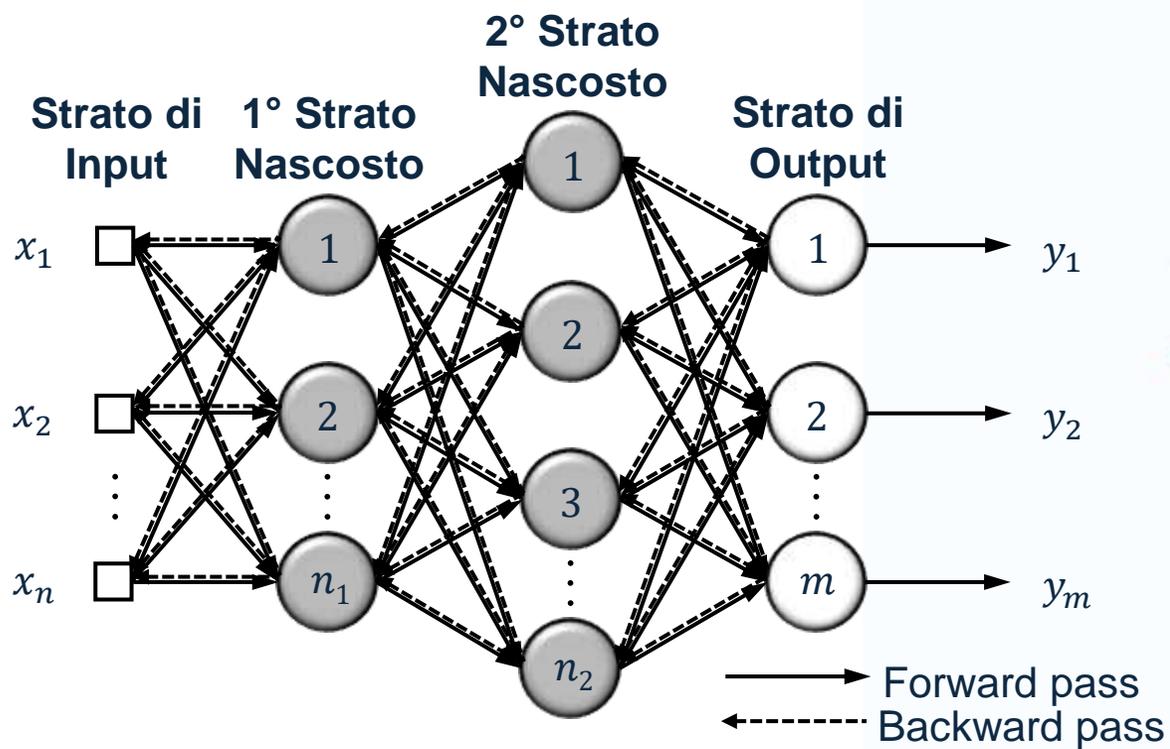
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS ⁶



Funzione di Attivazione	Equazione	Grafico
Esponenziale Lineare (ELU)	$\varphi(x) = \begin{cases} \alpha(e^x - 1) & x \leq 0 \\ x & x > 0 \end{cases}$	
Lineare Rettificata (ReLU)	$\varphi(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & x > 0 \end{cases}$	
Tangente Iperbolica (TanH)	$\varphi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	
Sigmoide Logistica (LogS)	$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	

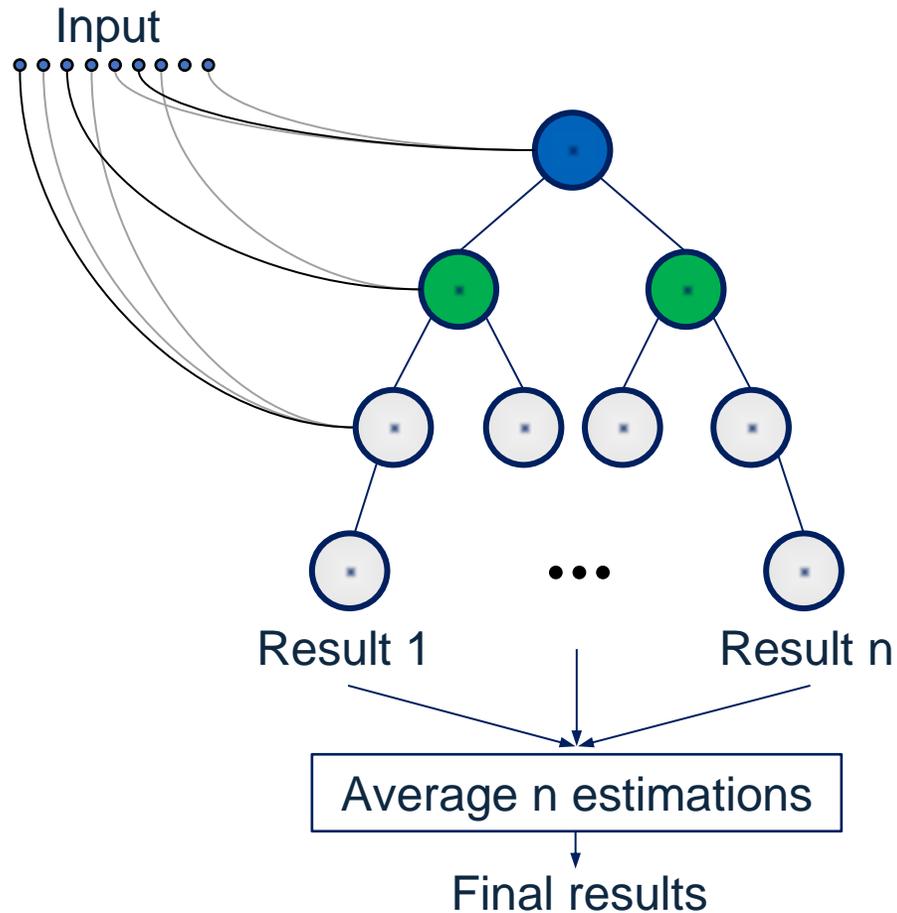
6. McCulloch W. S., Pitts, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics **1943**, 5, 115-133.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS ⁷



7. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors. Nature **1986**, 323, 533-536

CATEGORICAL BOOSTING (DECISION TREE-BASED) ⁹



Inquadramento matematico

$$F^{t+1} = F^t + \alpha \cdot h^{t+1}$$

$$h^{t+1} = \underset{h \in H}{\operatorname{argmin}} \mathcal{L}(F^t + h) = \underset{h \in H}{\operatorname{argmin}} \mathbb{E} \mathcal{L}(y, F^t(x) + h(x))$$

$$= \underset{h \in H}{\operatorname{argmin}} \mathbb{E} (-g^t(x, y) - h(x))^2$$

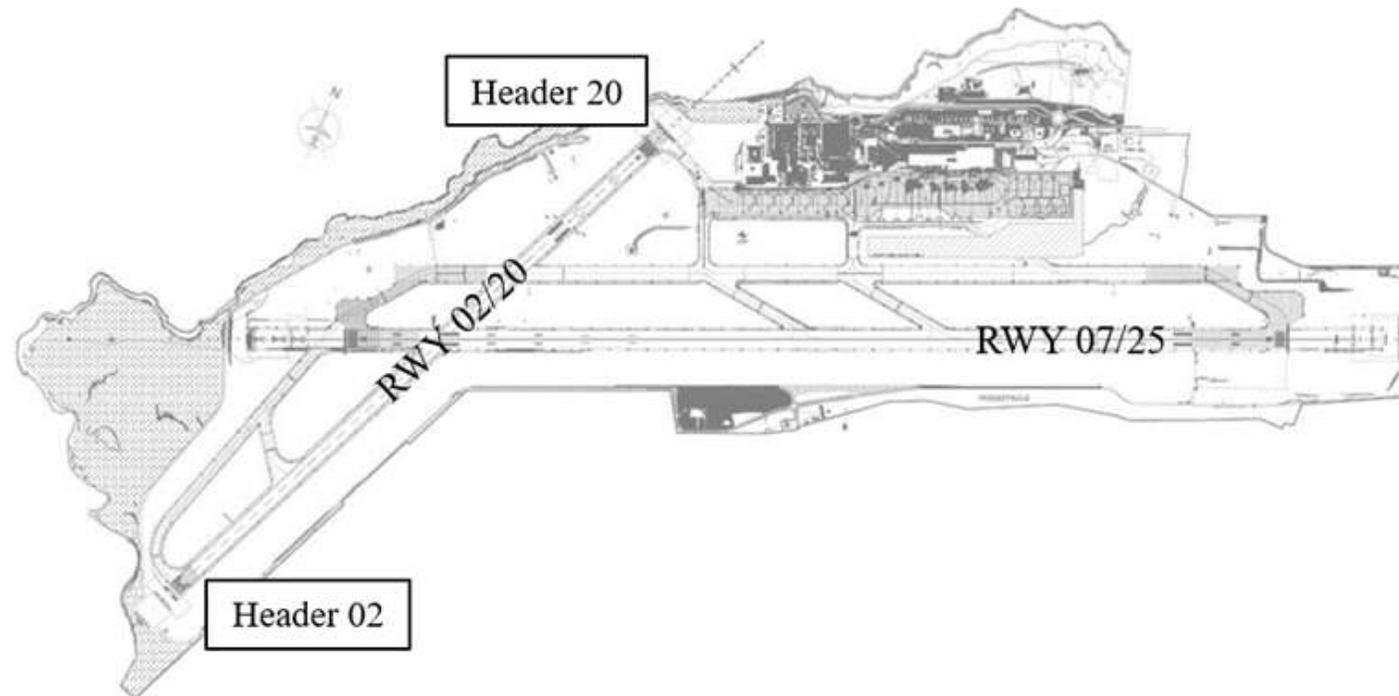
$$-g^t(x, y) := \left. \frac{\partial \mathcal{L}(y, s)}{\partial s} \right|_{s=F^t(x)}$$



Caso Studio 1

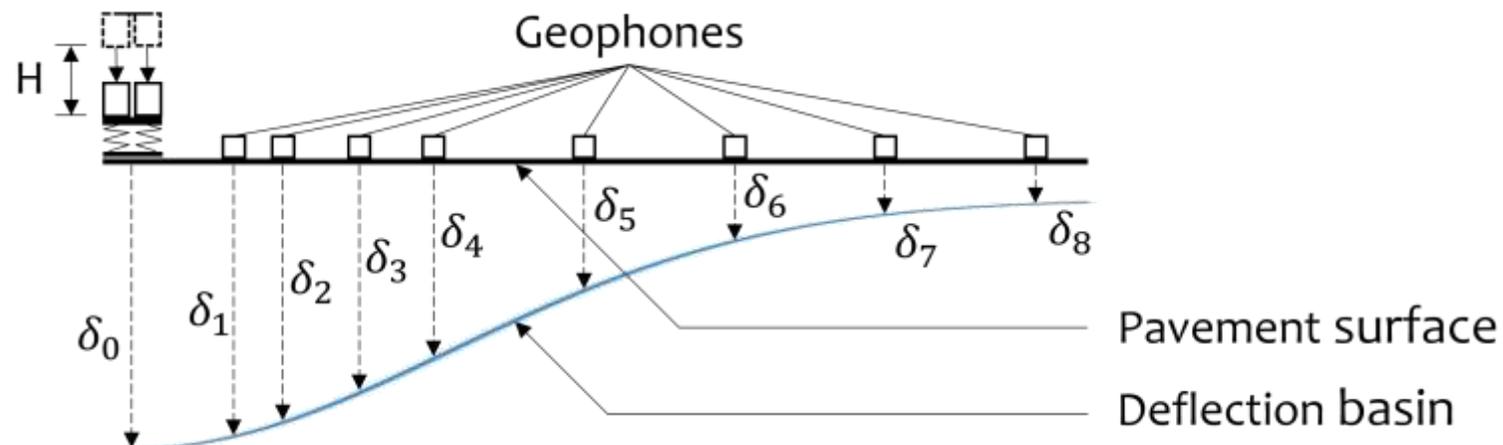
AEROPORTO DI PALERMO PUNTA-RAISI

- Due piste di volo intersecanti
- Principale: Runway 07/25
- Secondaria: Runway 02/20



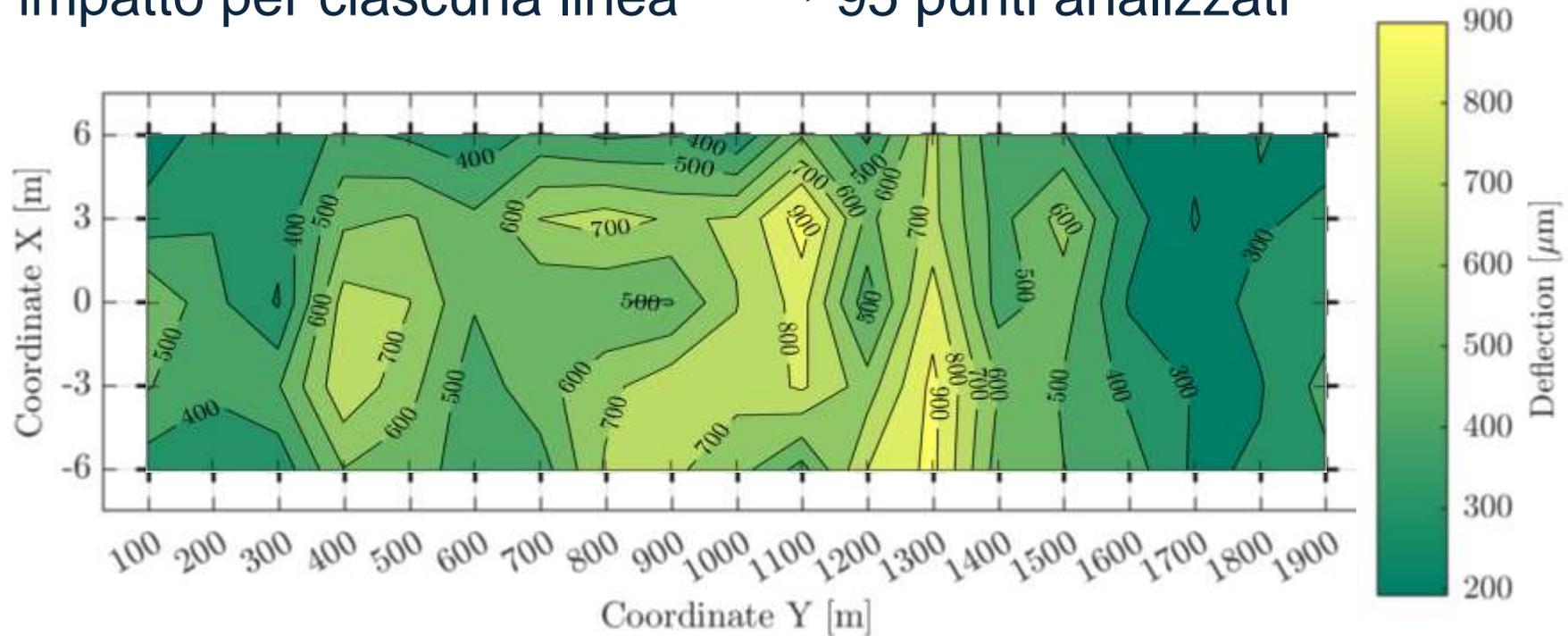
DEFLETTOMETRO DINAMICO – DYNATEST 8000

- Test non distruttivi
- Piastra di carico dal diametro di 30 cm
- Carico impulsivo di circa 140 kN
- 9 sensori di deflessione (geofoni)

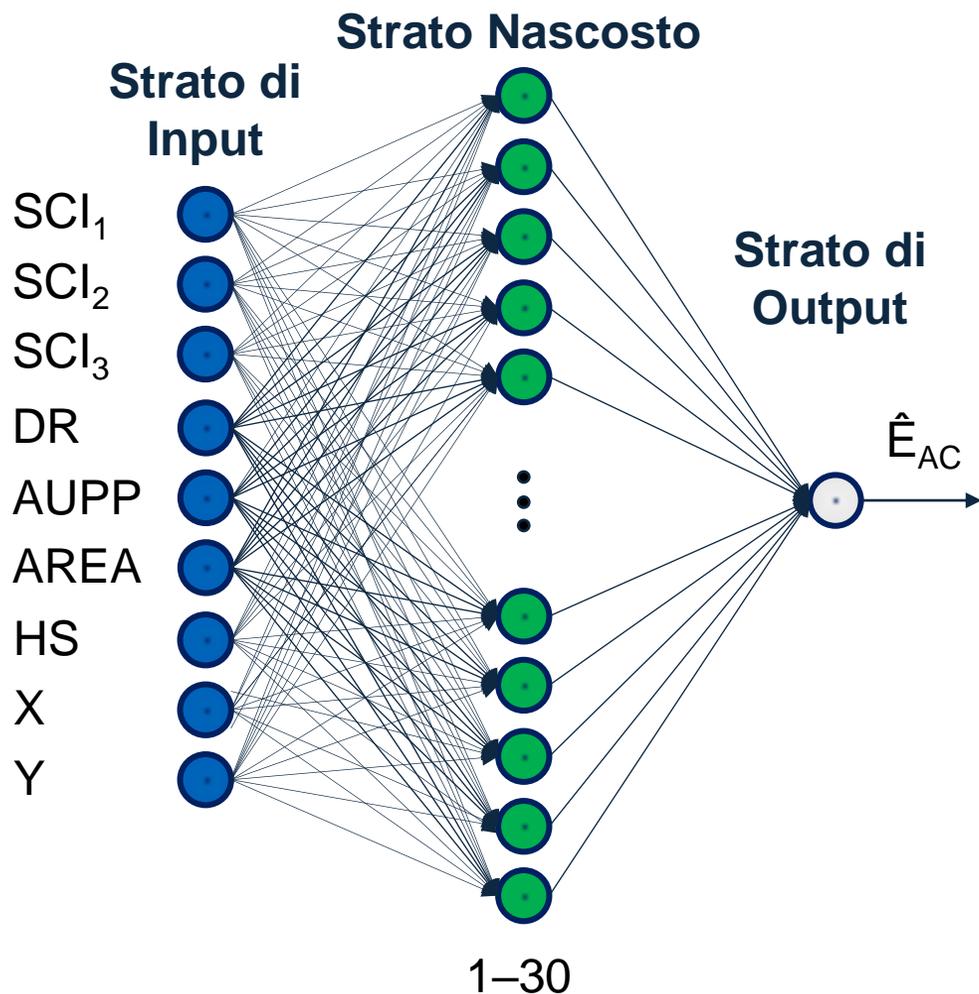


RUNWAY 02/20

- Area di indagine: 1800 m di lunghezza and 12 m di larghezza
- 5 linee di misura (0 m, ± 3 m, ± 6 m)
- 19 punti di impatto per ciascuna linea \longrightarrow 95 punti analizzati



MODELLAZIONE NEURALE



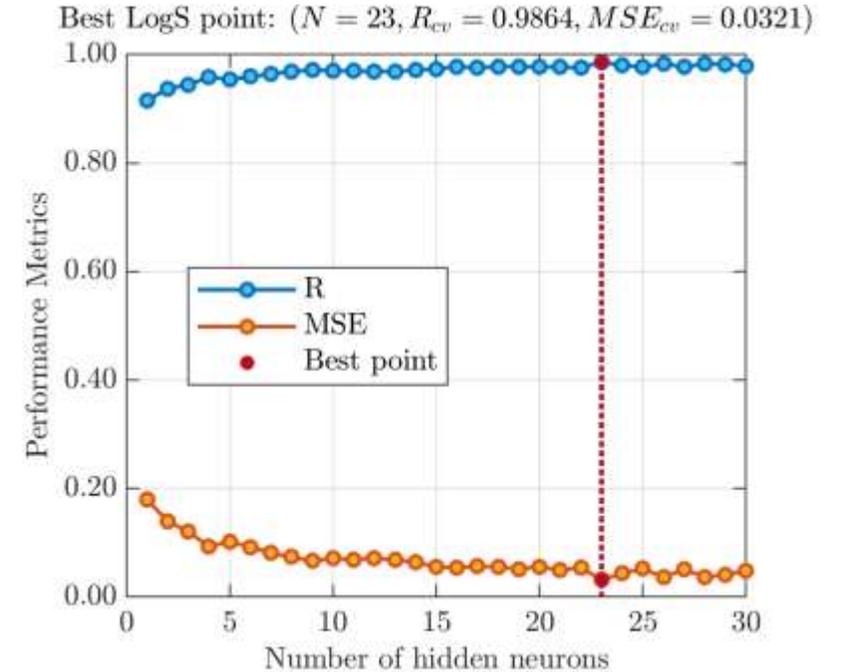
Input	Descrizione
SCI ₁	$\delta_0 - \delta_2$
SCI ₂	$\delta_0 - \delta_3$
SCI ₃	$\delta_0 - \delta_4$
DR	$\frac{\delta_4}{\delta_0}$
AUPP	$\frac{5\delta_0 + 2\delta_2 + 2\delta_4 + \delta_5}{\delta_0}$
AREA	$\frac{150(\delta_0 + 2\delta_2 + 2\delta_4 + \delta_5)}{\delta_0}$
HS	<i>Sezione Omogenea</i>
X	<i>Coordinata X</i>
Y	<i>Coordinata Y</i>
Output	Descrizione
\hat{E}_{AC}	<i>Capacità Portante</i>

RISULTATI MODELLAZIONE NEURALE

$$R(E_{AC}, \hat{E}_{AC}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{E_{AC_i} - \mu_{E_{AC}}}{\sigma_{E_{AC}}} \right) \left(\frac{\hat{E}_{AC_i} - \mu_{\hat{E}_{AC}}}{\sigma_{\hat{E}_{AC}}} \right)$$

$$MSE(E_{AC}, \hat{E}_{AC}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_{AC_i} - \hat{E}_{AC_i})^2$$

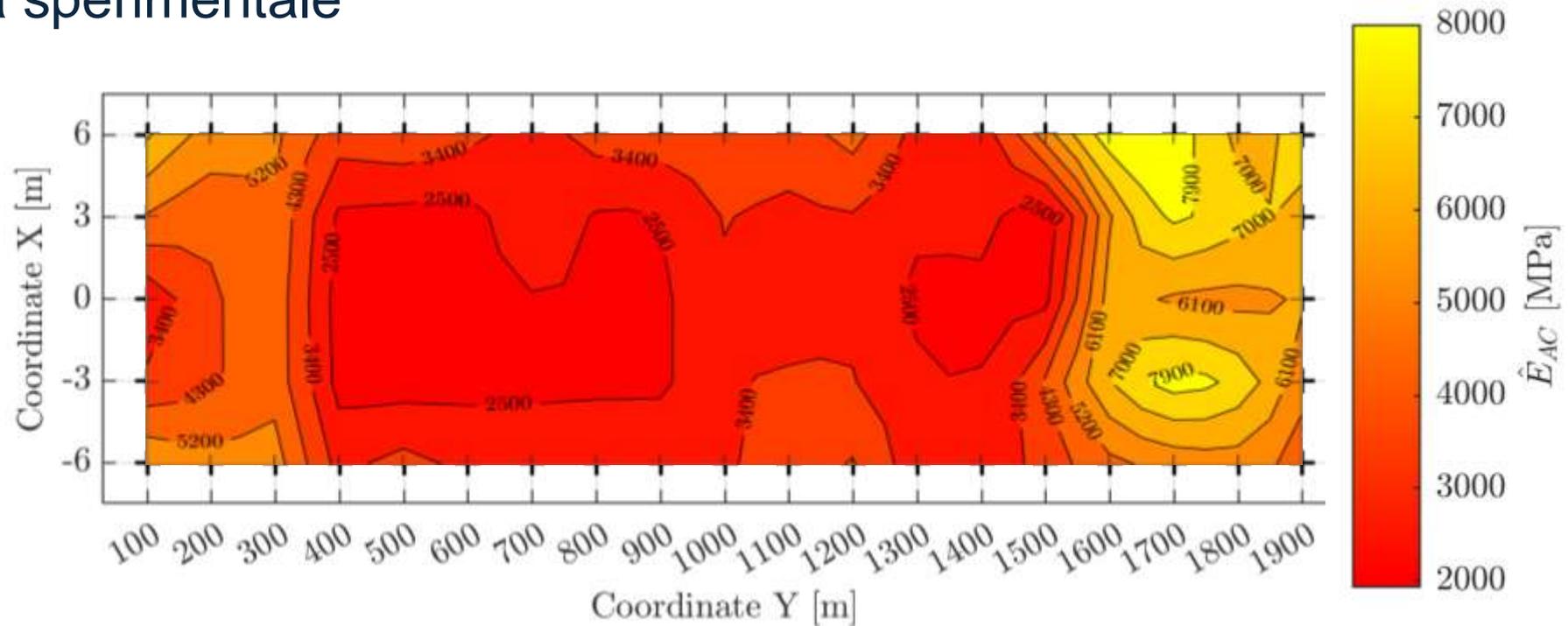
$$R_{adj}^2(E_{AC}, \hat{E}_{AC}) = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p} \right) \frac{SSE}{SST} = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p} \right) \frac{\sum_{i=1}^n (E_{AC_i} - \hat{E}_{AC_i})^2}{\sum_{i=1}^n (E_{AC_i} - \mu_{E_{AC}})^2}$$



Inputs	Output	Activation Function	Best Architecture	R	MSE	R_{adj}^2
$SCI_1, SCI_2, SCI_3, DR, AUPP, AREA, HS, X, Y$	\hat{E}_{AC}	ELU	9-18-1	0.9804	0.0501	0.9303
		ReLU	9-14-1	0.9555	0.0963	0.8441
		TanH	9-26-1	0.9807	0.0439	0.9312
		LogS	9-23-1	0.9864	0.0321	0.9516

MODULI DI RIGIDEZZA PREDETTI ¹²

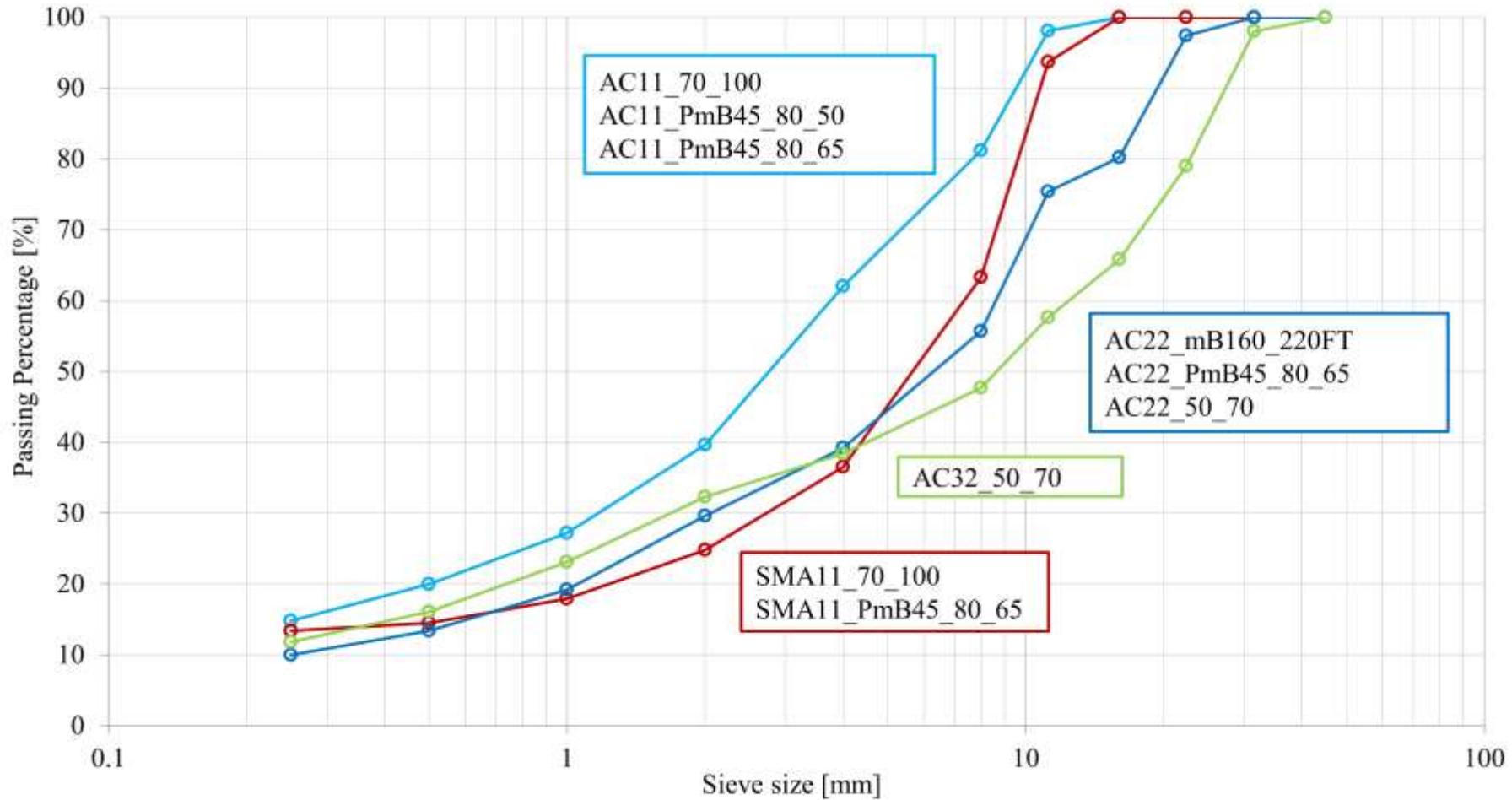
- Potenziale previsione del modulo di rigidezza in ciascun punto della pista di volo
- Stima quantitativa delle performance meccaniche della pista di volo al tempo della campagna sperimentale





Caso Studio 2

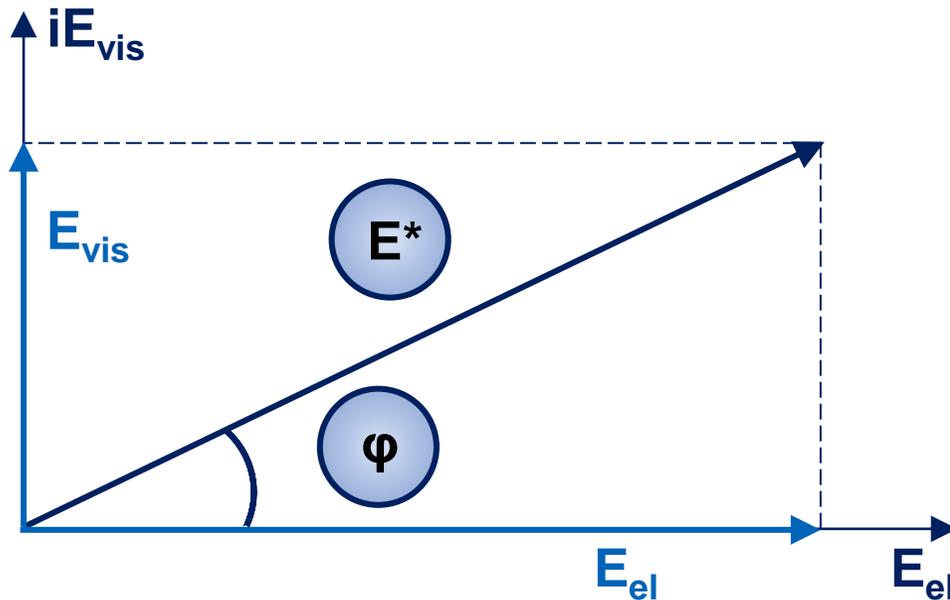
CURVE GRANULOMETRICHE



PROVE DI FLESSIONE SU 4 PUNTI (TU WIEN)



- Normativa di riferimento: EN 12697-26
- Controllo di deformazione
- Deformazione orizzontale (parte inferiore del travetto): $35 \mu\text{m/m}$
- Range di temperature: da -15°C a $+45^\circ\text{C}$
- Range di frequenze: da 0.1 Hz a 40 Hz



- 3 provini testati per ciascuna miscela
- $|E^*|$ e φ derivati dalle equazioni fornite in EN 12697-26
- 1680 osservazioni registrate
- 560 osservazioni mediate

WITCZAK-FONSECA (1996)¹⁴

$$\log|E^*| = -0.261 + 0.008225 \cdot \rho_{No.200} - 0.00000101 \cdot (\rho_{No.200})^2 + 0.00196 \cdot \rho_{No.4} - 0.03157 \cdot AV - 0.415 \cdot \frac{V_{b_{eff}}}{(V_{b_{eff}} + AV)}$$

$$+ \frac{1.87 + 0.002808 \cdot \rho_{No.4} + 0.0000404 \cdot \rho_{3/8} - 0.0001786 \cdot (\rho_{3/8})^2 + 0.0164 \cdot \rho_{3/4}}{1 + e^{(-0.716 \cdot \log(f_l) - 0.7425 \cdot \log(\eta_b))}}$$

WITCZAK 1-37A (2006)¹⁵

$$\log|E^*| = -1.249937 + 0.029232 \cdot \rho_{No.200} - 0.001767 \cdot (\rho_{No.200})^2 + 0.002841 \cdot \rho_{No.4} - 0.058097 \cdot AV - 0.802208 \cdot \frac{V_{b_{eff}}}{(V_{b_{eff}} + AV)}$$

$$+ \frac{3.871977 + 0.0021 \cdot \rho_{No.4} + 0.003958 \cdot \rho_{3/8} - 0.000017 \cdot (\rho_{3/8})^2 + 0.005470 \cdot \rho_{3/4}}{1 + e^{(-0.603313 - 0.313551 \cdot \log(f_l) - 0.393532 \cdot \log(\eta_b))}}$$

VISCOSITY¹⁶

$$\log_{10} \log_{10} \eta_b = A + VTS \cdot \log_{10}(T_R)$$

14. Fonseca O. A., Witczak M. W. A prediction methodology for the dynamic modulus of in placed aged asphalt mixtures. *Journal of the Association of Asphalt Paving Technologists* **1996**, 65, 532–572

15. Bari M. J., Witczak M. W. Development of a new revised version of the Witczak |E*|: Predictive model for hot mix asphalt mixtures. *Journal of the Association of Asphalt Paving Technologists* **2006**, 75, 381–423

16. AASHTO, American Association of State Highway Transportation Officials (AASHTO) Guide for Design of Pavement Structures **1993**

MODELLAZIONE PREDITTIVA

SUPPORT VECTOR MACHINES

Descrizione riassuntiva degli iperparametri SVM ottimizzati		
Linear	C	$10^{-2} \div 10^2$
Poly	C	$10^{-2} \div 10^2$
	d	2, 3, 4
RBF	C	$10^{-2} \div 10^2$
	γ	$10^{-4} \div 10^1$
Sigmoid	C	$10^{-2} \div 10^2$
	γ	$10^{-4} \div 10^1$
k-fold cross-validation	k = 5	
Hyperparameters Optimization	Grid Search	

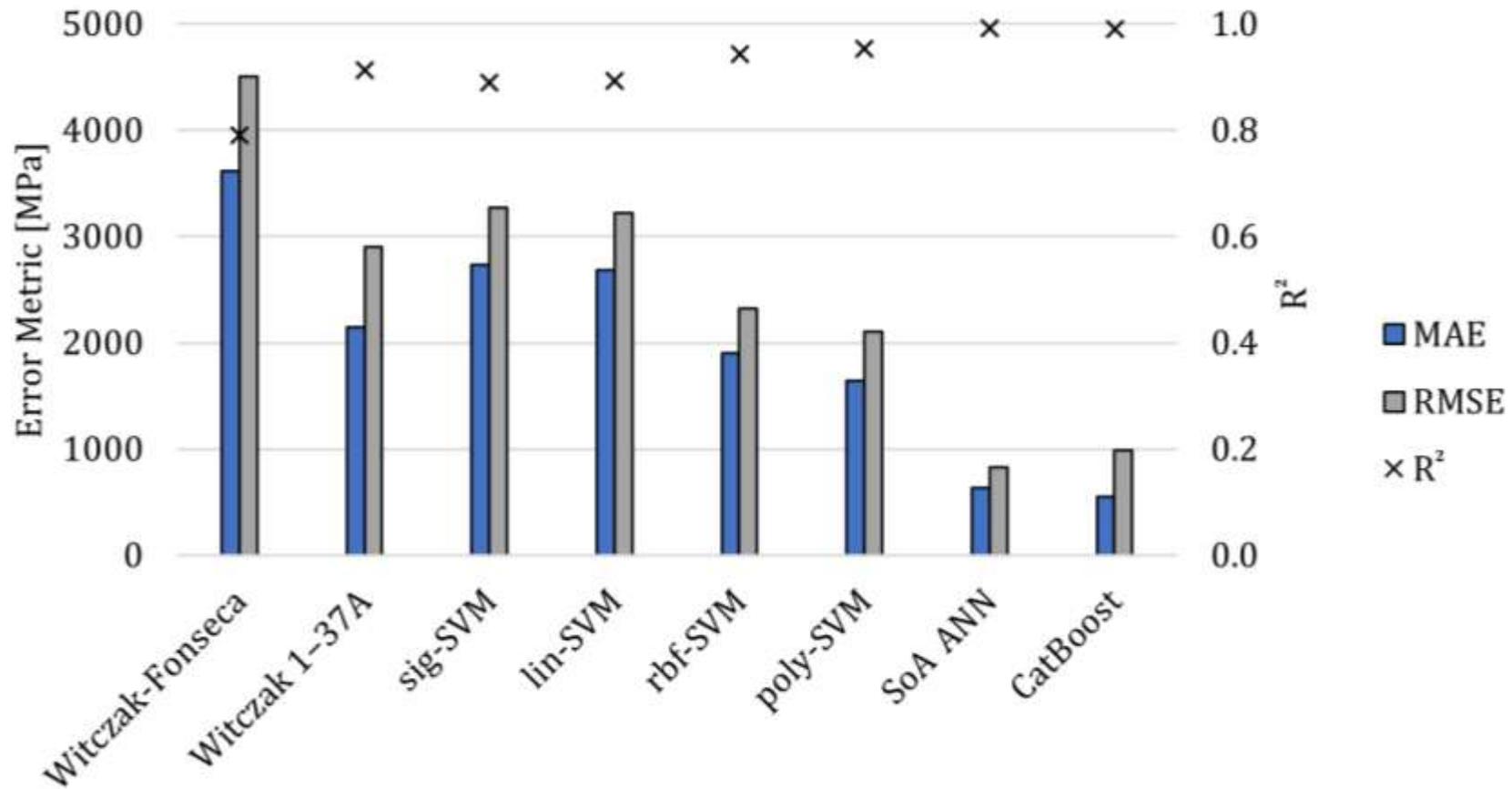
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Descrizione riassuntiva degli iperparametri ANN ottimizzati	
Activation Functions	ELU, ReLU, TanH, LogS
Hidden Neurons	1 ÷ 50
Training Algorithm	Bayesian Regularization
k-fold cross-validation	k = 5
Hyperparameters Optimization	Bayesian Optimization

CATEGORICAL BOOSTING

Descrizione riassuntiva degli iperparametri CatBoost ottimizzati	
Number of Iterations	1000, 5000, 10000
Max Depth	4, 5, 6
Learning Rate	0.01, 0.05, 0.1
Overfitting Detector	20
k-fold cross-validation	k = 5
Hyperparameters Optimization	Grid Search

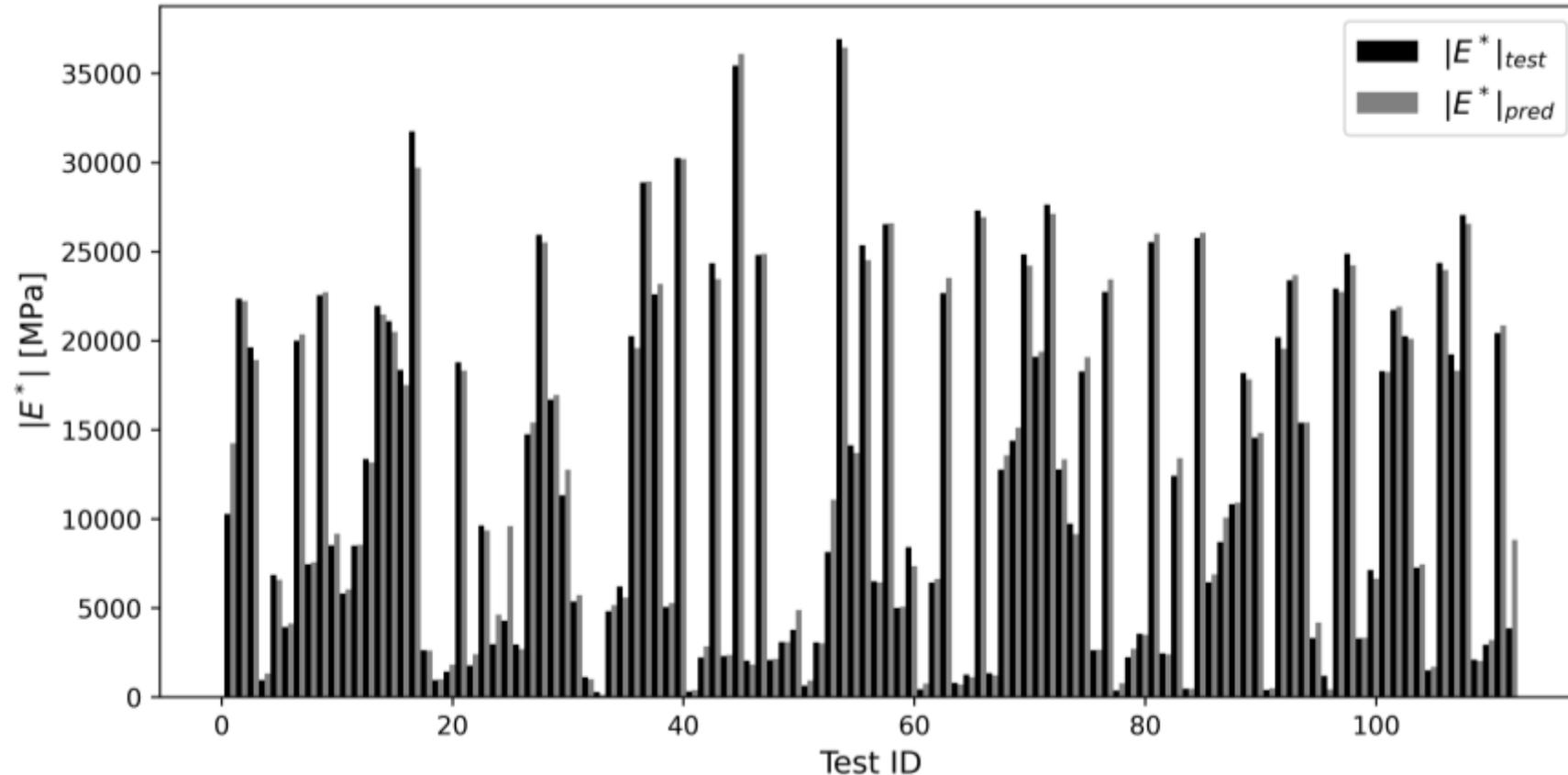
ANALISI COMPARATIVA ¹⁷



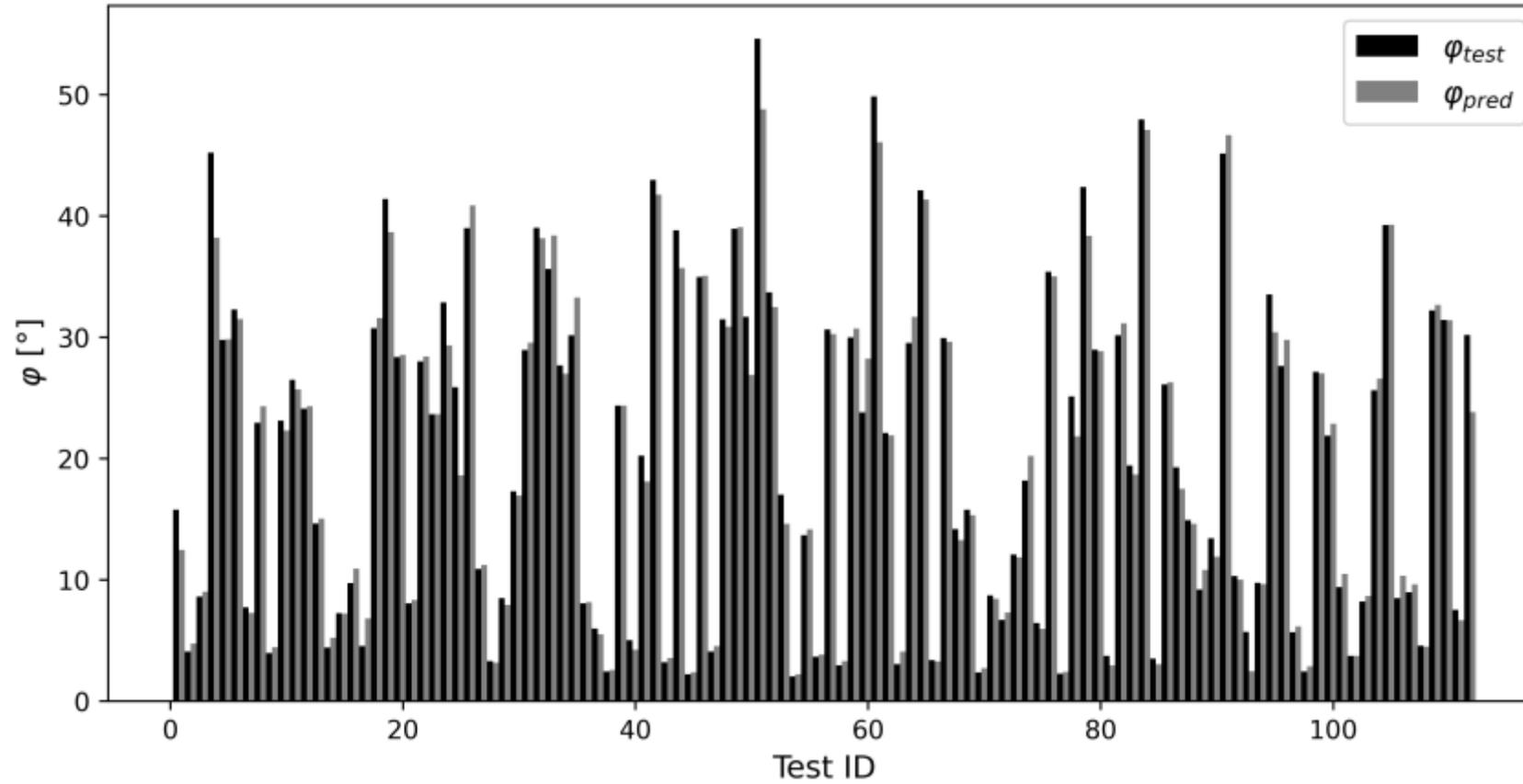
17. Rondinella F., Daneluz, F., Hofko, B. and Baldo, N. Improved Predictions of Asphalt Concretes' Dynamic Modulus and Phase Angle Using Decision-Tree Based Categorical Boosting Model. *Construction and Building Materials* **2023**, 400, 132709



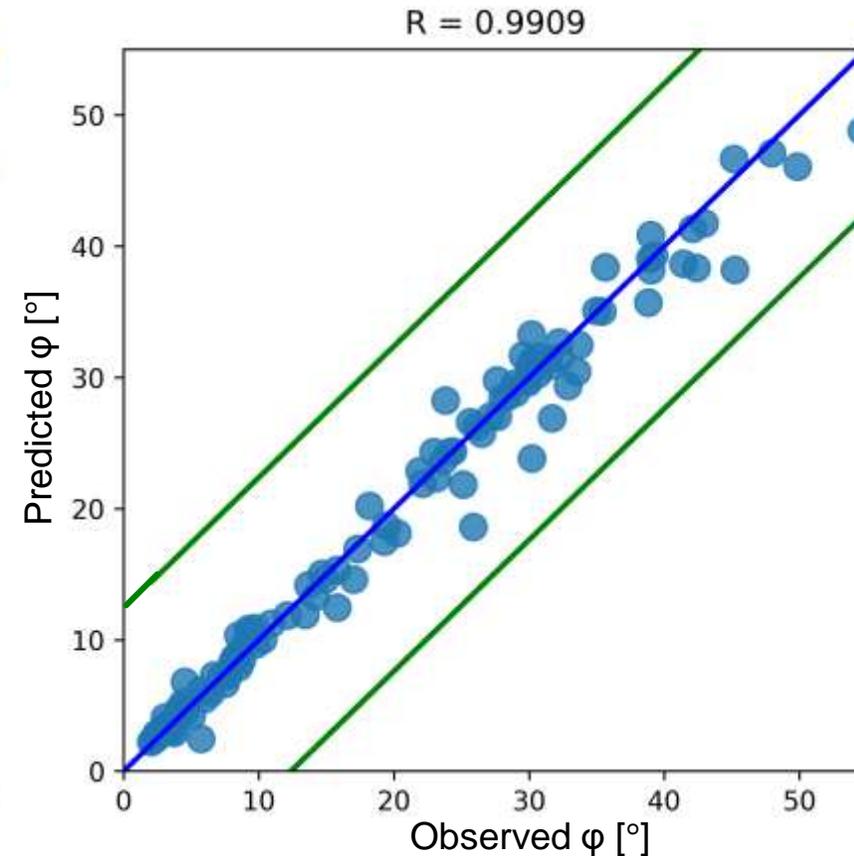
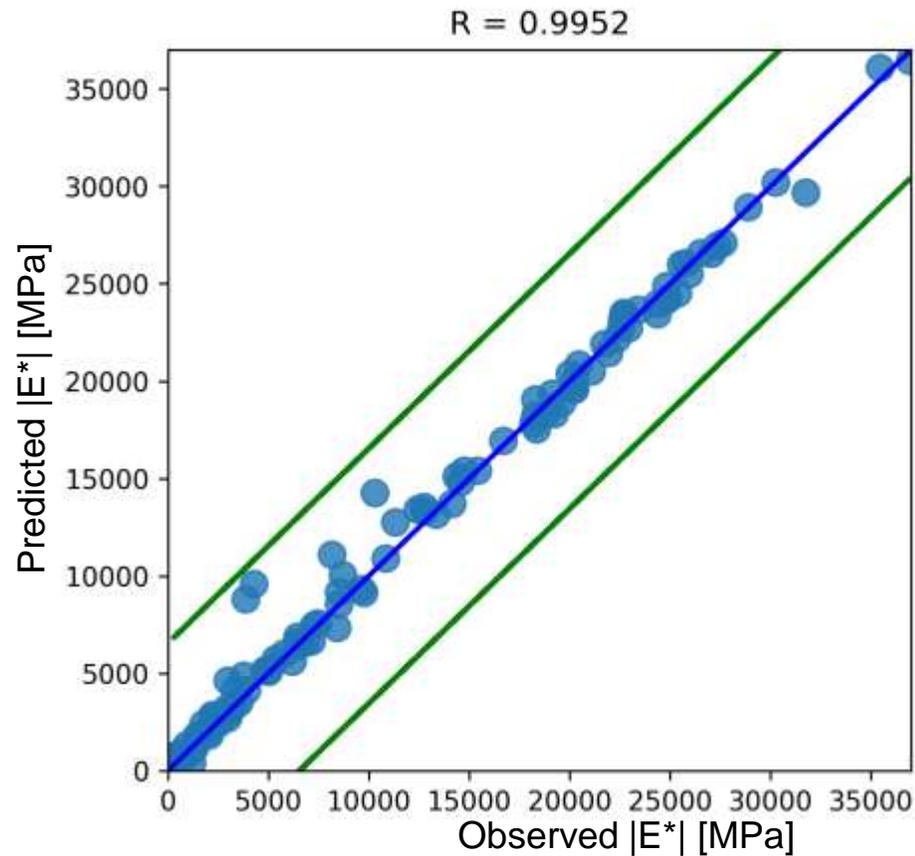
CATBOOST: VALORI PREDETTI ¹⁷



CATBOOST: VALORI PREDETTI ¹⁷

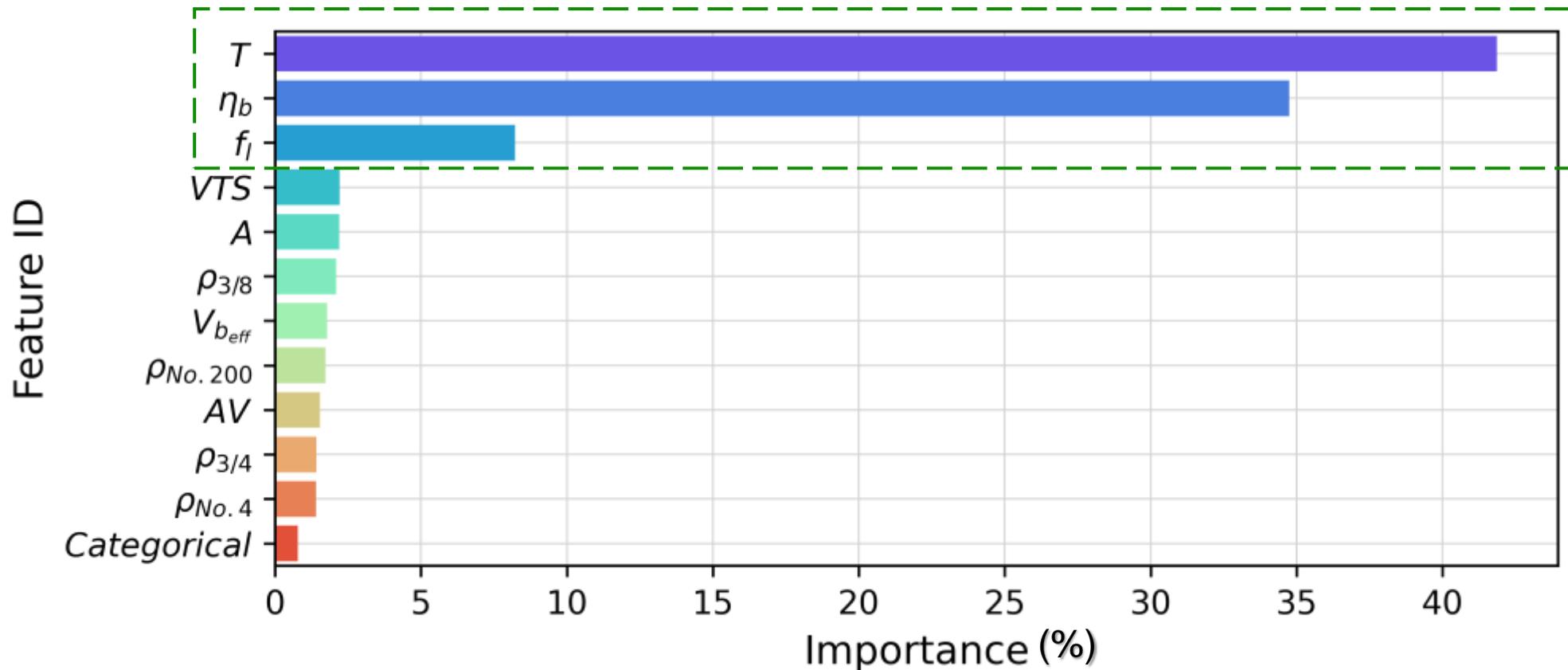


CATBOOST: DIAGRAMMI DI REGRESSIONE ¹⁷

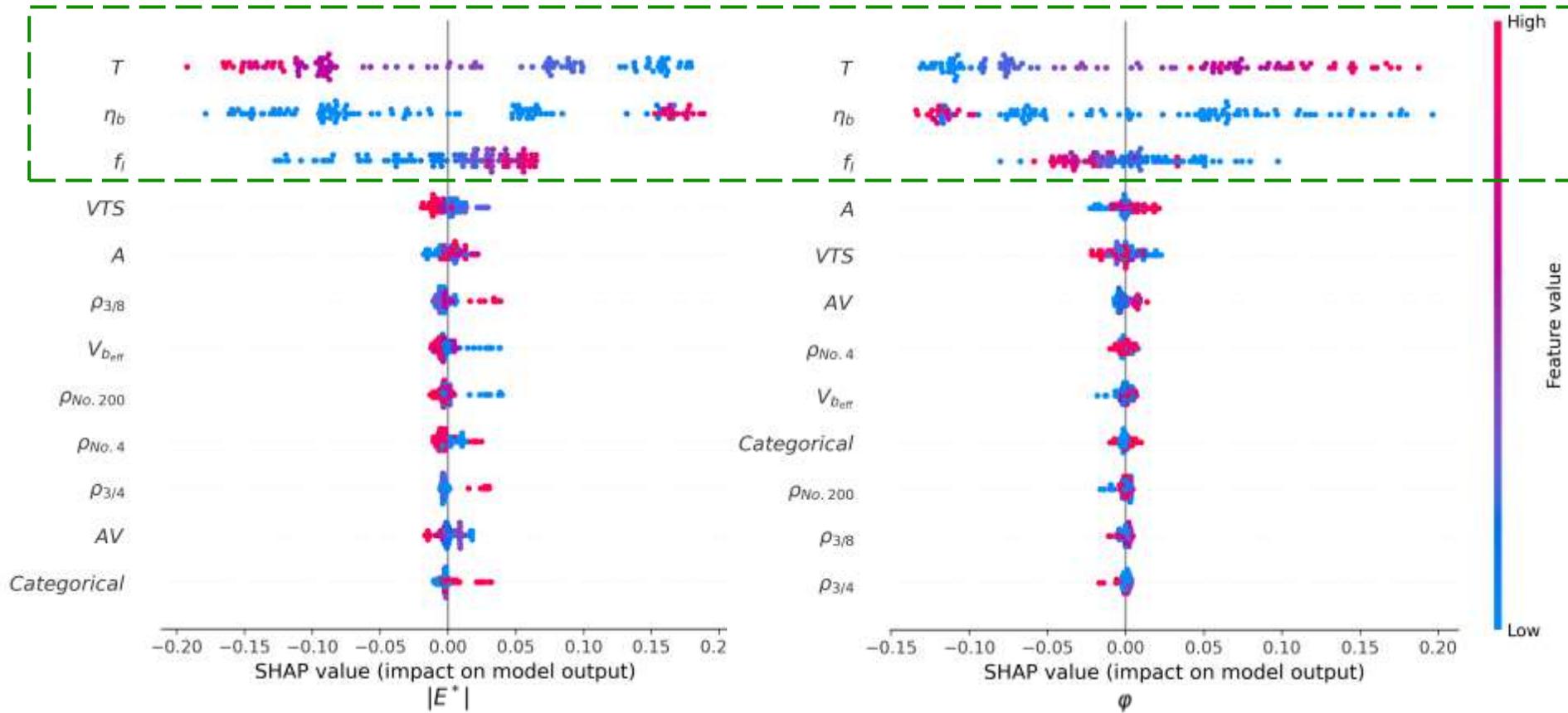


17. Rondinella F., Daneluz, F., Hofko, B. and Baldo, N. Improved Predictions of Asphalt Concretes' Dynamic Modulus and Phase Angle Using Decision-Tree Based Categorical Boosting Model. *Construction and Building Materials* **2023**, 400, 132709

CATBOOST: IMPORTANZA FEATURES¹⁷



CATBOOST: ANALISI SHAP ¹⁷

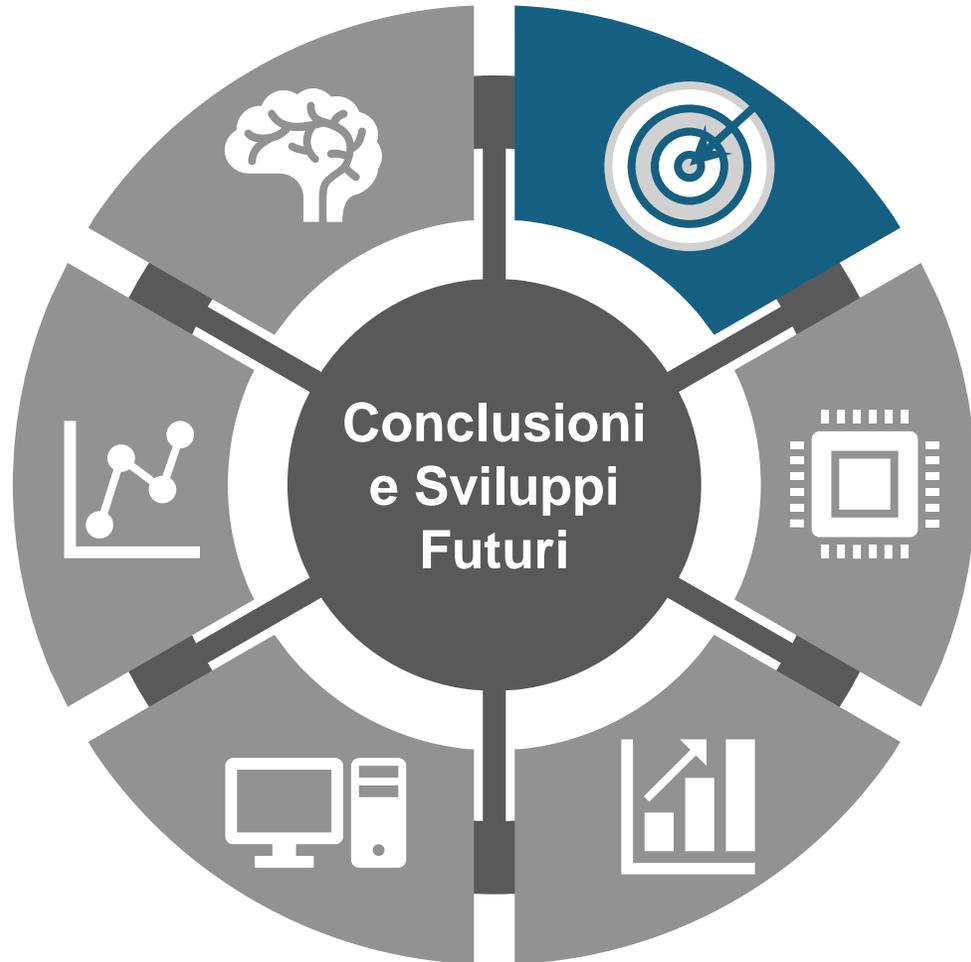


17. Rondinella F., Daneluz, F., Hofko, B. and Baldo, N. Improved Predictions of Asphalt Concretes' Dynamic Modulus and Phase Angle Using Decision-Tree Based Categorical Boosting Model. *Construction and Building Materials* **2023**, 400, 132709



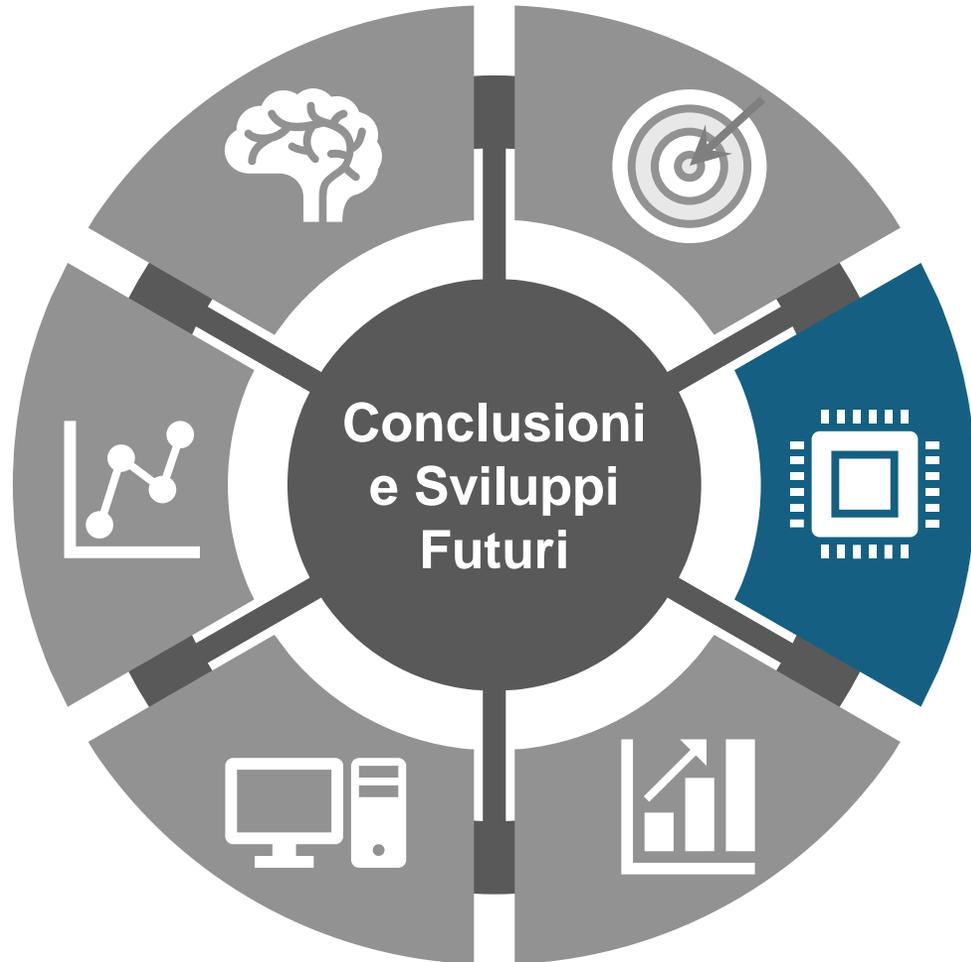
CONCLUSIONI

- Accuratezza delle predizioni



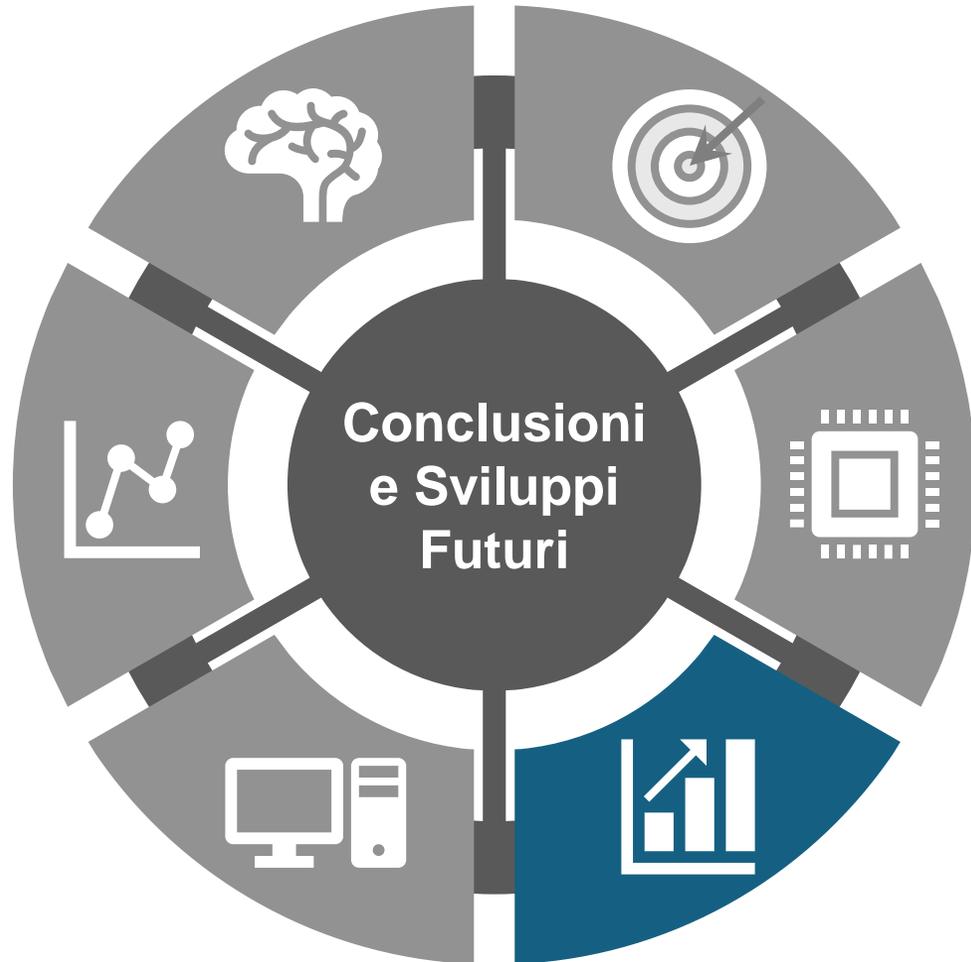
CONCLUSIONI

- Accuratezza delle predizioni
- Contributo alla transizione digitale



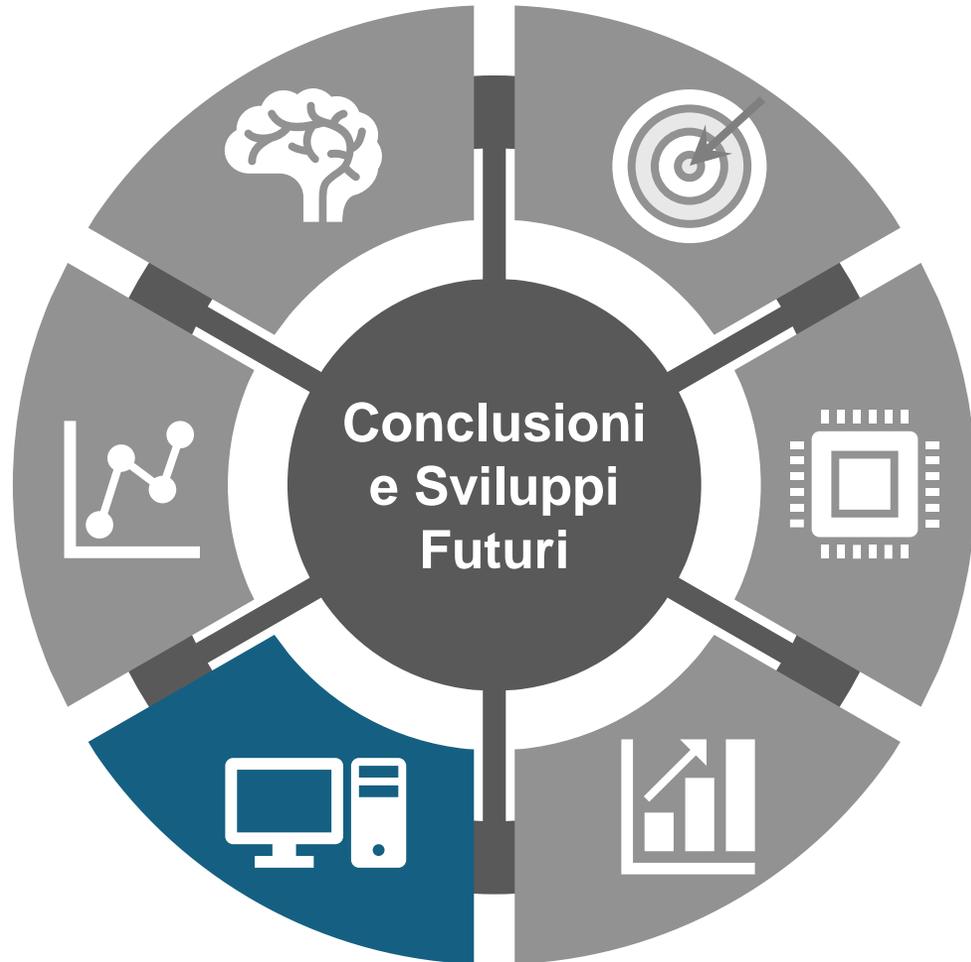
CONCLUSIONI

- Accuratezza delle predizioni
- Contributo alla transizione digitale
- Disponibilità di banche dati ampie e congruenti



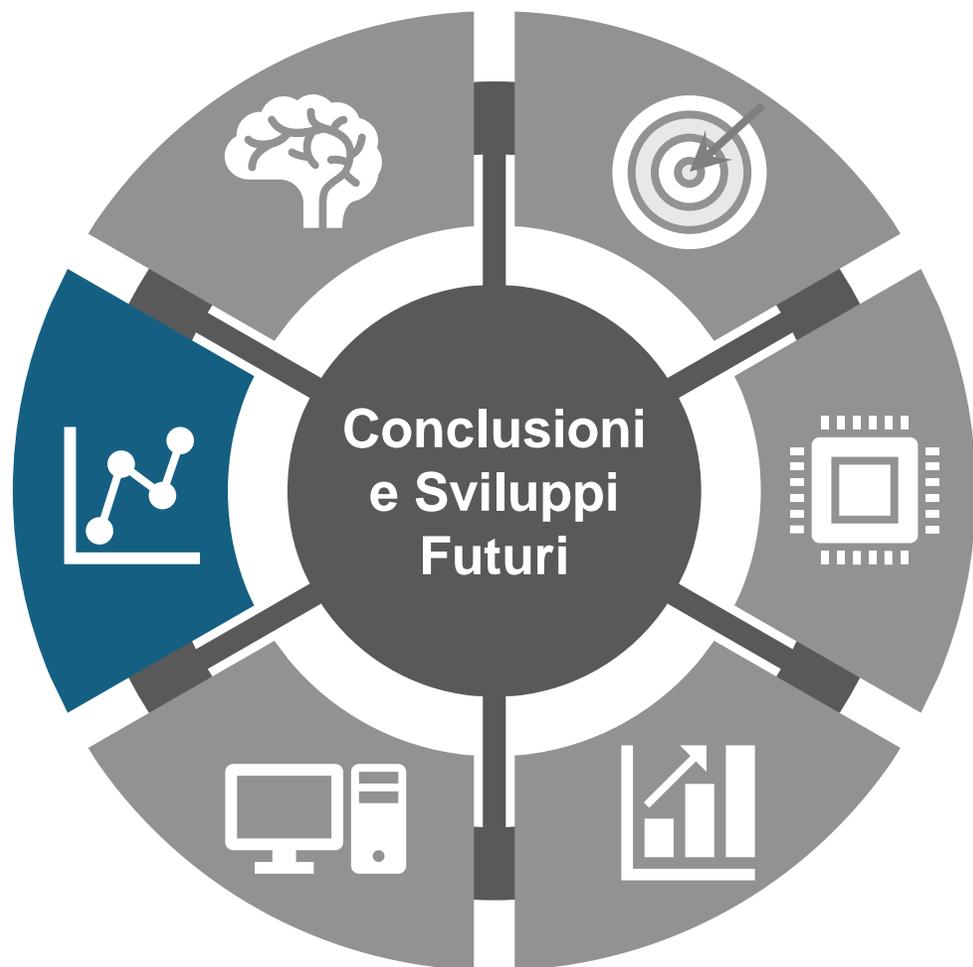
CONCLUSIONI

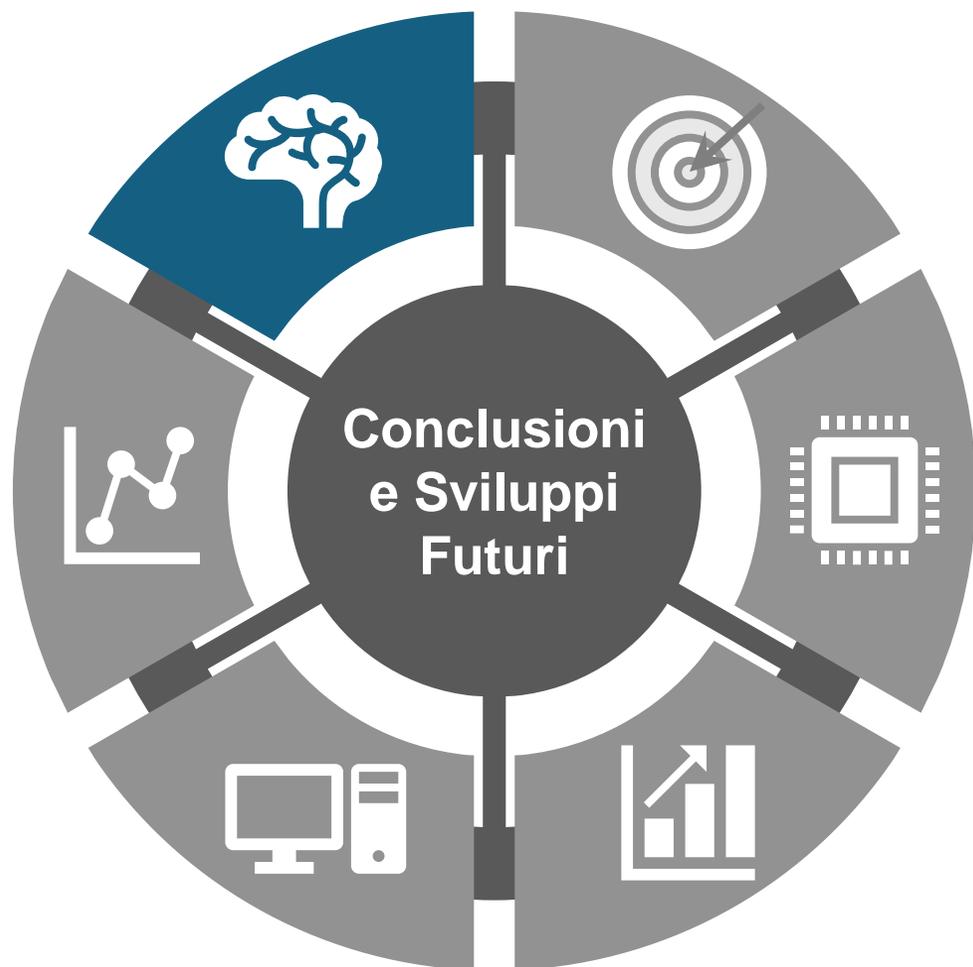
- Accuratezza delle predizioni
- Contributo alla transizione digitale
- Disponibilità di banche dati ampie e congruenti
- Utilizzo di tecniche di pre-elaborazione



CONCLUSIONI

- Accuratezza delle predizioni
- Contributo alla transizione digitale
- Disponibilità di banche dati ampie e congruenti
- Utilizzo di tecniche di pre-elaborazione
- Ottimizzazione iperparametri





CONCLUSIONI

- Accuratezza delle predizioni
- Contributo alla transizione digitale
- Disponibilità di banche dati ampie e congruenti
- Utilizzo di tecniche di pre-elaborazione
- Ottimizzazione iperparametri

...SVILUPPI FUTURI

- Fatica, Ormaiamento, Cracking termico
- Integrazione dati climatici e/o di traffico
- Utilizzo in LCCA (Life Cycle Cost Analysis)
- Applicazioni intersettoriali ed interdisciplinari

...PROSPETTIVE FUTURE

RIPARAZIONI AUTOMATIZZATE

Strumenti guidati da AI
identificheranno e ripareranno danni
stradali.



SMART ROADs

Pavimentazioni dotate di sensori
integrati che permetteranno ad
infrastruttura, città e/o veicoli
autonomi di comunicare.



ISPEZIONI IN AUGMETED REALITY

Tecnici potranno utilizzare visori AR
per ispezionare le pavimentazioni
stradali integrando dati in tempo
reale.





**Grazie per la
vostra attenzione**