



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA



Modelli di Deep Learning per l'analisi dello stress ossidativo in ambienti iperbarici

Maria Elisa Tosti

Sapienza Università di Roma

e-mail: mariaelisa.tosti@uniroma1.it



STRESS DA ATTIVITÀ LAVORATIVA IN AMBIENTE IPERBARICO
RISULTATI DELLA RICERCA INAIL - SAPIENZA BRIC 2022 ID38
13 Marzo 2026 Castello Angioino Gaeta (LT)



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

Il contesto: Intelligenza Artificiale e Machine Learning

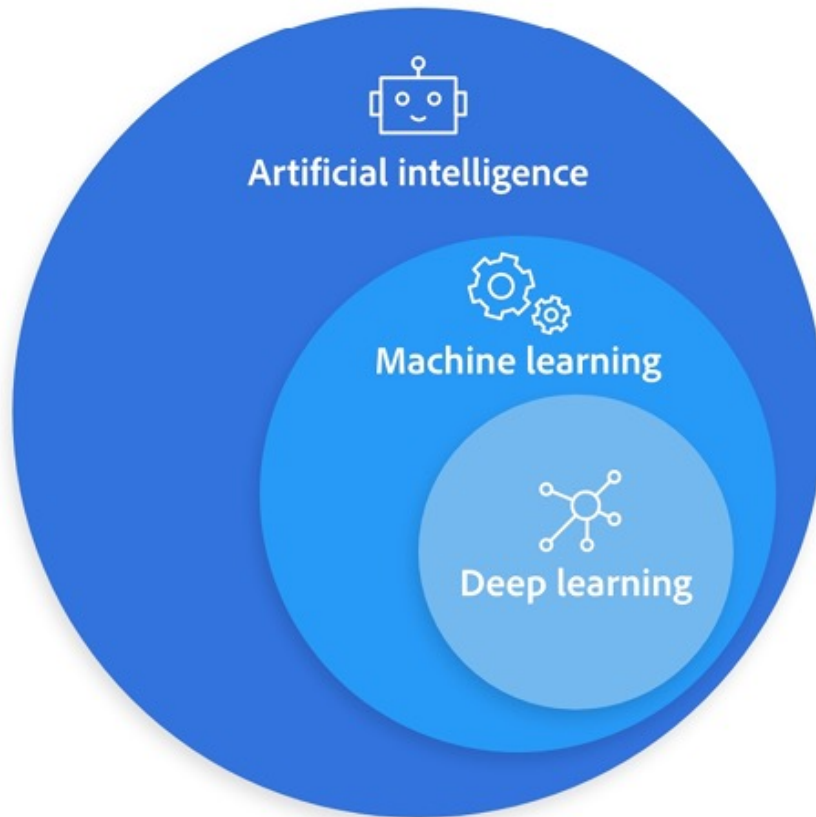
L'architettura: Rete Neurale Profonda (Deep Learning)

I paradigmi: Apprendimento Supervisionato e Non Supervisionato

Gli algoritmi scelti: Autoencoder per dati non etichettati

L'applicazione clinica: Analisi dello stress ossidativo in ambiente iperbarico

Intelligenza Artificiale e Machine Learning



Machine Learning

- **Assenza di regole rigide:** Il sistema apprende dai dati senza una programmazione esplicita a priori.
- **Apprendimento induttivo:** L'algoritmo prende decisioni automatizzate basandosi sull'esperienza acquisita (rete neurale semplice).
- **Generalizzazione:** Capacità del modello di analizzare e interpretare correttamente dati nuovi e mai visti in fase di addestramento

Deep Learning

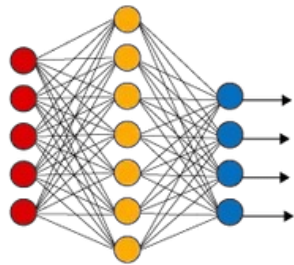
tecnica specifica del ML che riesce a gestire la complessità dei dati attraverso una struttura a più strati (rete neurale profonda)



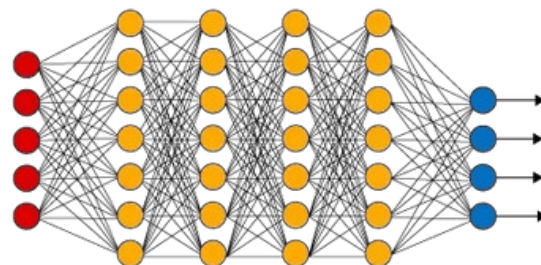
SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

Reti Neurali: Architettura Semplice vs. Architettura Profonda

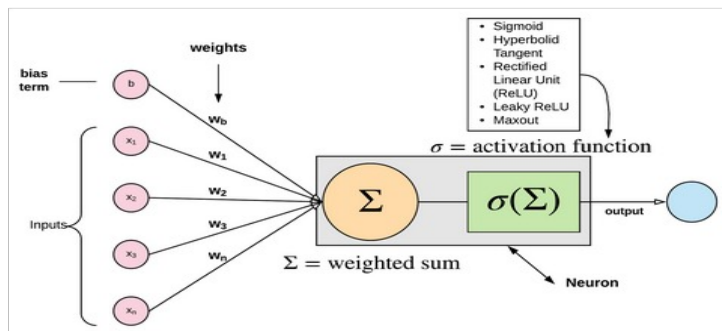
Simple Neural Network



Deep Learning Neural Network



● Input Layer ● Hidden Layer ● Output Layer



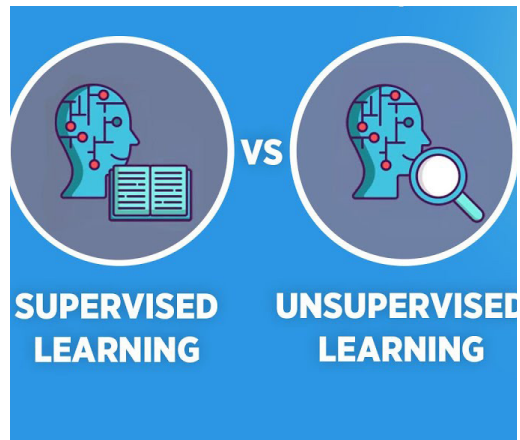
L'architettura di una Rete Neurale è organizzata in più layer:

- **Input Layer (Strato di ingresso):** riceve i dati iniziali;
- **Hidden Layers (Strati nascosti):** i livelli intermedi dedicati all'estrazione dei pattern;
- **Output Layer (Strato di uscita):** restituisce il risultato finale dell'analisi.



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

I due paradigmi principali



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

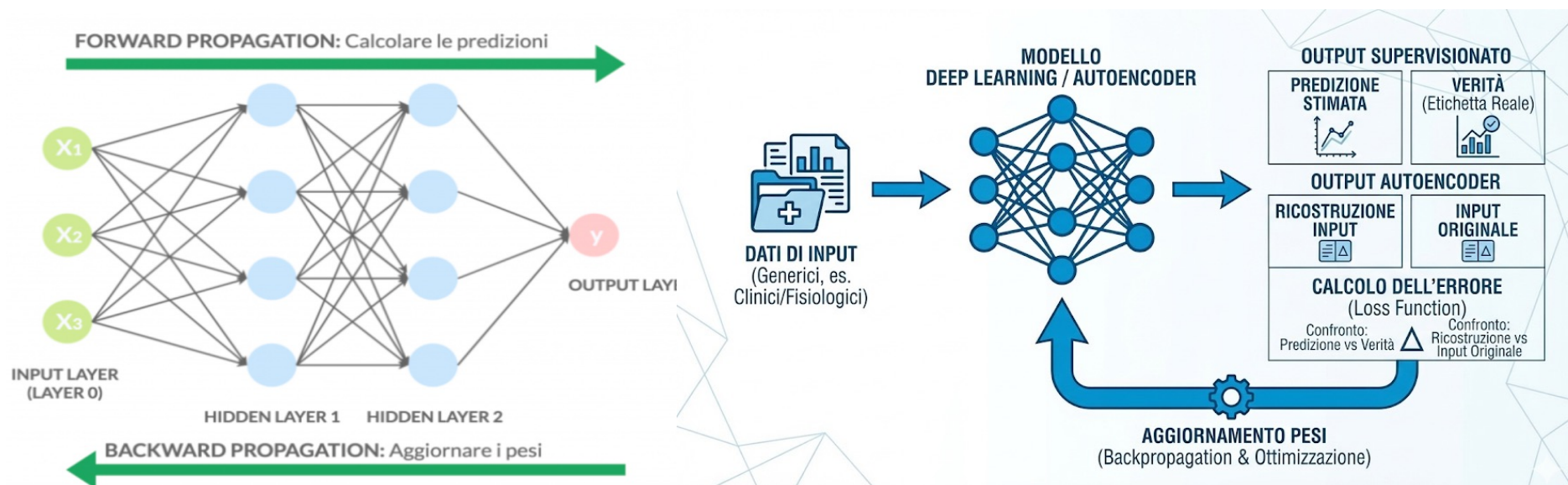
Apprendimento Supervisionato:

- I dati in ingresso hanno un' "etichetta" (risposta esatta" o il "risultato noto" che forniamo alla macchina per farla apprendere).
- L'obiettivo è *prevedere* l'etichetta per nuovi dati.

Apprendimento Non Supervisionato:

- I dati in ingresso **non** hanno etichette.
- L'obiettivo è *scoprire* pattern, anomalie o raggruppamenti nascosti nei dati grezzi.

Processo di addestramento



Il processo di addestramento avviene in due fasi cicliche:

- **Forward Propagation (Propagazione in avanti):**
i dati attraversano la rete per elaborare una previsione.
- **Backward Propagation (Retropropagazione):**
il sistema calcola l'errore commesso e "torna indietro" per aggiornare i pesi e migliorare l'accuratezza.



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA



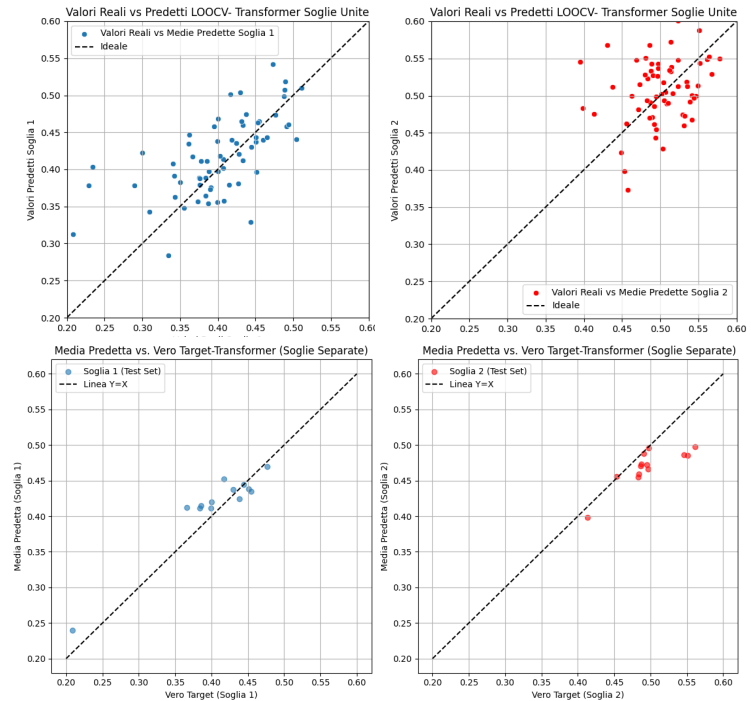
UNIVERSITÀ TELEMATICA
INTERNAZIONALE UNINETTUNO

Applicazione Clinica: Stima delle Soglie Ventilatorie da dati CPET

Progetto di Tesi di Laurea Magistrale

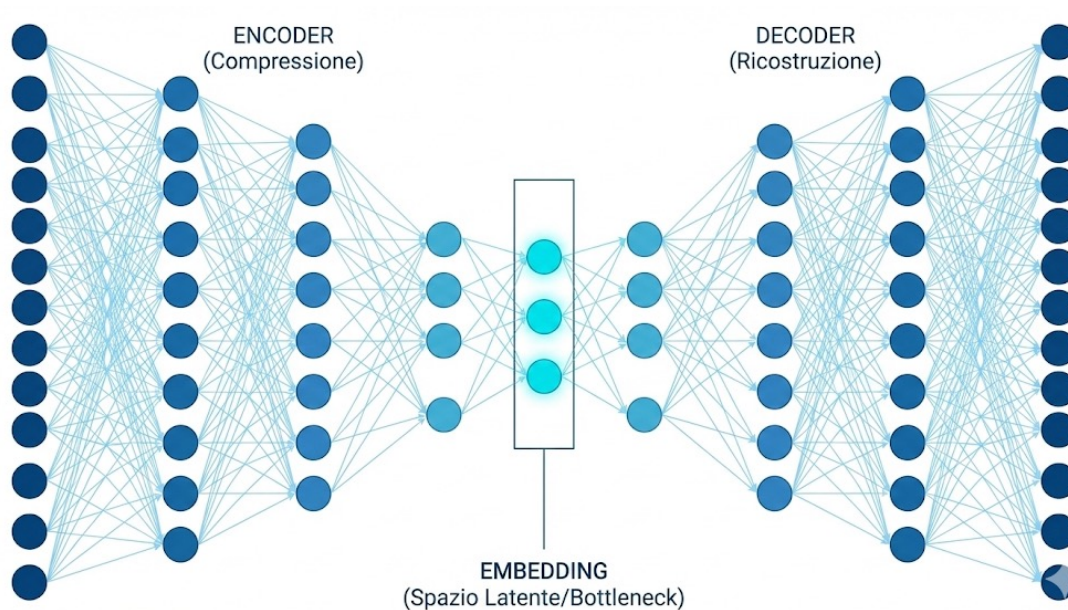
•**Relatore:** Prof. Giovanni Felici , *Direttore dell'Istituto di Analisi dei Sistemi e Informatica del CNR (IASI).*

•**In collaborazione con:** Prof. Luigi Fattorini *docente di Fisiologia, del Dipartimento di Fisiologia e Farmacologia "Vittorio Erspamer", Sapienza Università di Roma.*



Set di Test	Soglia	MAE	r (Pearson)
Soglie Separate	S1 (VT1)	0.0201	0.9565
	S2 (VT2)	0.0267	0.8330

Il nostro approccio: Autoencoder



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

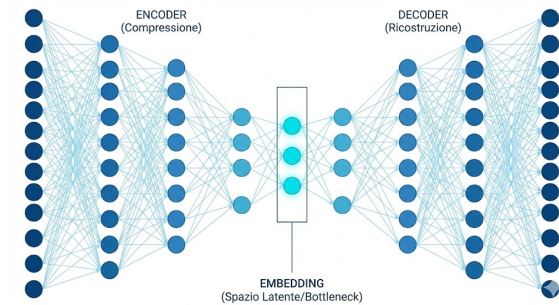
- **Encoder (Compressione):** Comprime i dati fisiologici grezzi, filtrando il rumore di fondo e le informazioni ridondanti.
- **Spazio Latente (Collo di Bottiglia):** Trattiene solo l'essenza del dato, isolando le *feature* (caratteristiche) cliniche fondamentali.
- **Decoder (Ricostruzione):** Ricostruisce i dati originali a partire dallo spazio latente, permettendo alla rete di imparare dai propri errori.

L'Addestramento sulla Normalità:

- Il modello viene addestrato esclusivamente con i dati dei soggetti prima dell'immersione.
- La rete neurale diventa un'esperta dei pattern fisiologici regolari e impara come i diversi parametri interagiscono tra loro in condizioni ottimali.
- Il modello sarà in grado di ricostruire perfettamente qualsiasi profilo che rientri nella norma.

Analisi Individuale in tempo reale:

- **Confronto diretto:** Il modello riceve i dati del soggetto dopo le immersioni a 20,30 e 40 m e prova a ricostruirli. Se i marker del soggetto non sono cambiati, la ricostruzione sarà quasi identica all'originale.
- **L'errore di ricostruzione:** Se il soggetto presenta parametri anomali, il modello incontrerà una "difficoltà" e produrrà un risultato molto diverso dal dato reale.

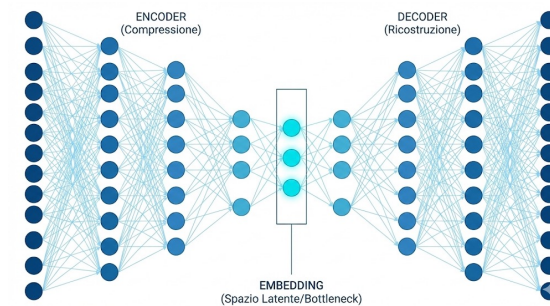


SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA



Isolamento del problema (L'Errore di Ricostruzione):

- Per ogni singolo parametro, il sistema calcola lo "scarto" tra il dato reale misurato e il dato ricostruito dal modello.
- Questo scarto rappresenta **la misura esatta dell'anomalia**: indica quanto quel preciso marker si sta allontanando dal comportamento fisiologico sano dal modello.



Prospettive



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

- **Supporto clinico:** Uno strumento avanzato per affiancare il medico nella valutazione del rischio iperbarico.
- **Medicina preventiva e personalizzata:** Possibilità di identificare precocemente i soggetti più vulnerabili allo stress ossidativo.
- **Valorizzazione dei dati storici:** Trasformare grandi moli di dati fisiologici "silenti" in nuove conoscenze mediche.

L'Intelligenza Artificiale come supporto clinico

Supporto, non sostituzione:

l'IA potenzia le capacità di analisi del medico.

Il futuro è la sinergia:

la vera innovazione nasce dalla collaborazione tra tecnologia e specialista.



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA



**GRAZIE
PER L'ATTENZIONE**