

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E SCREENING:

I PRESSUPPOSTI, GLI OBIETTIVI, LE CRITICITÀ

Lia Morra
Dipartimento di Automatica
e Informatica
Politecnico di Torino

03/12/2021

LA NASCITA

“..that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described **that a machine can be made to simulate it.** An attempt will be made to find how to make machines **use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves.**”

- A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence (McCarthy et al, 1955)

AI Magazine Volume 27 Number 4 (2006) (© AAAI)

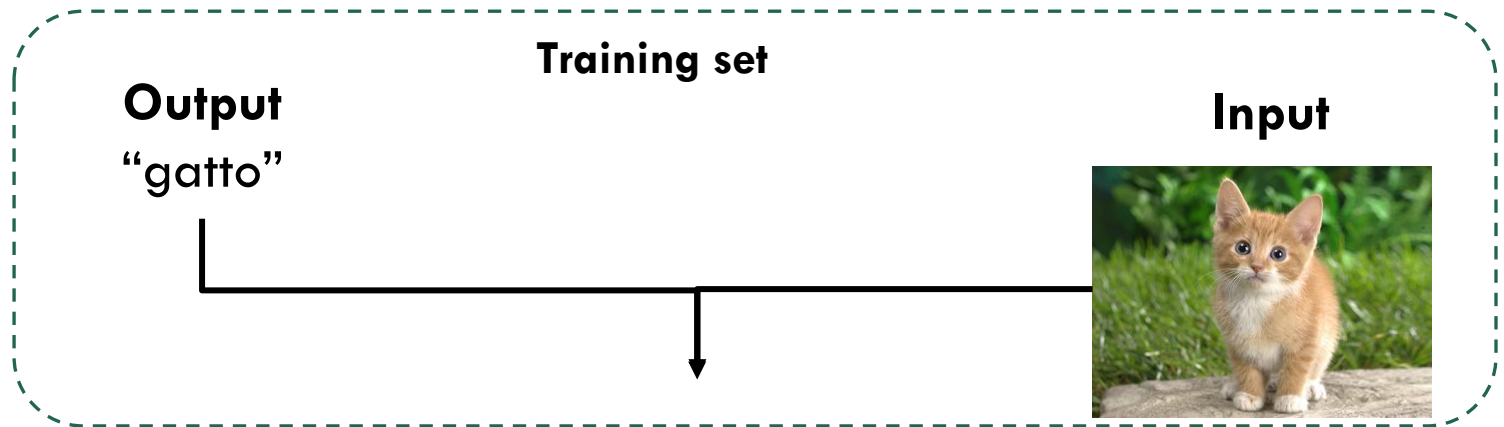
A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence

August 31, 1955

*John McCarthy, Marvin L. Minsky,
Nathaniel Rochester,
and Claude E. Shannon*



APPRENDIMENTO AUTOMATICO



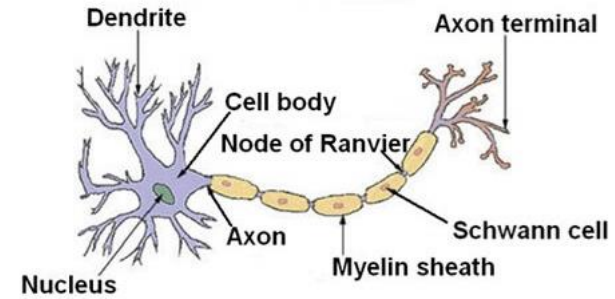
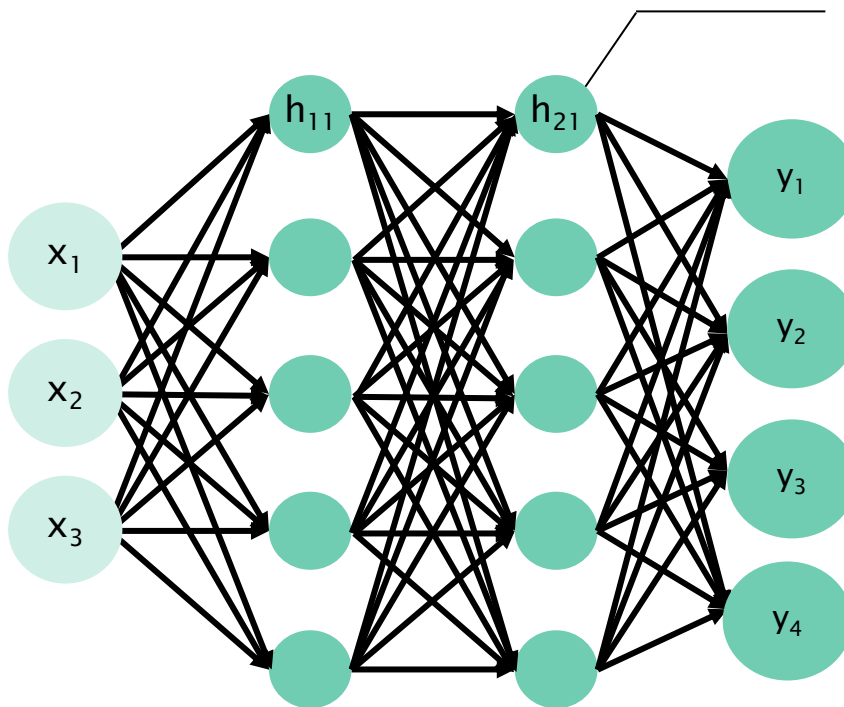
“Machine Learning: Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.”

$$y = f (\text{img})$$

The equation shows the variable y equal to a function f applied to an input. The input is represented by a small image of the same kitten from the training set, enclosed in parentheses.

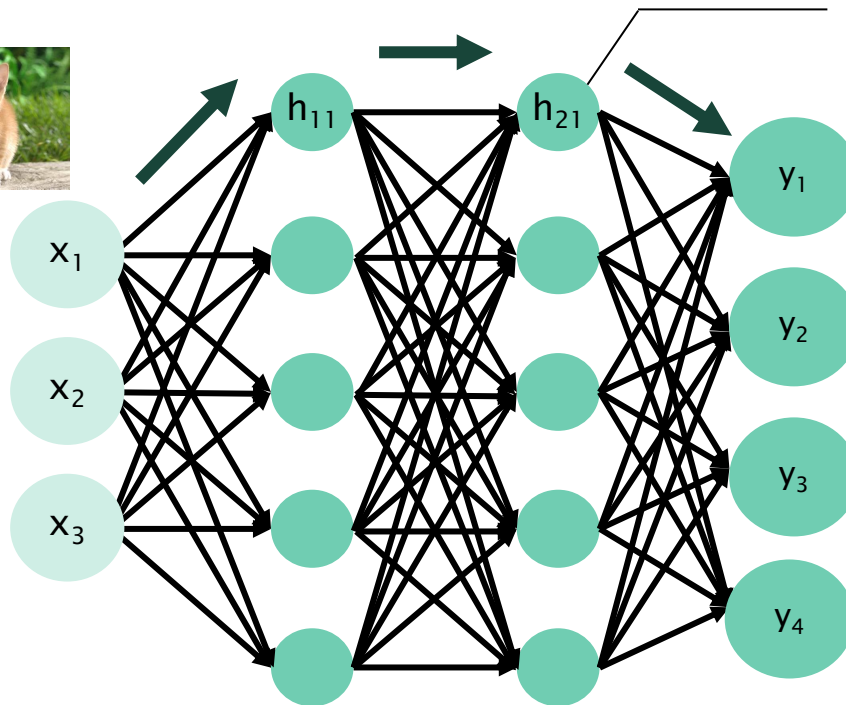
Programma o modello

RETI NEURALI



Le single unità implementano una **funzione complessa** che approssima il comportamento di un neurone

RETI NEURALI

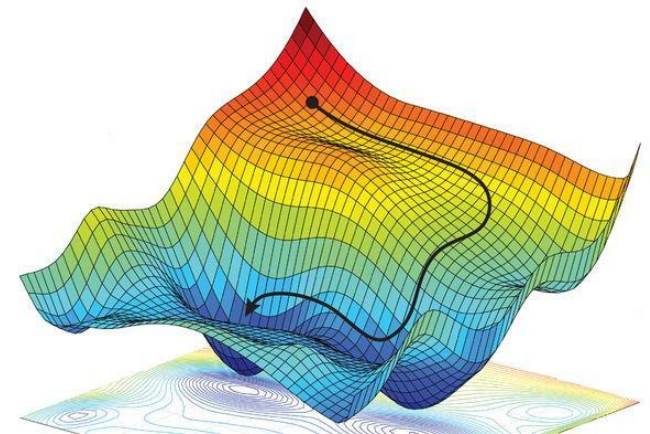
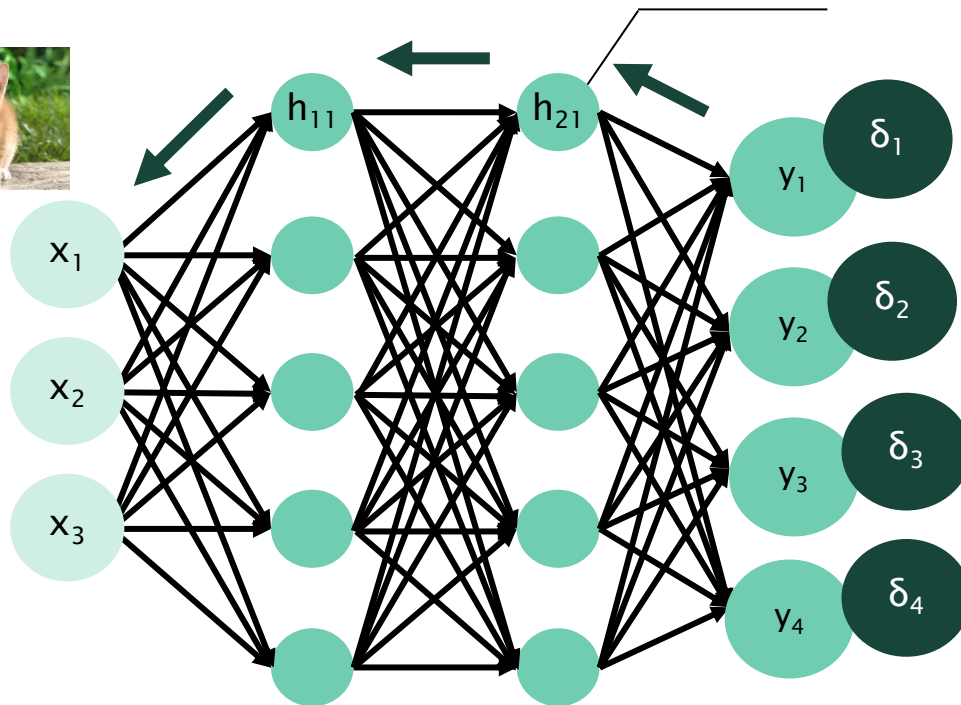


Le diverse unità vengono combinate per produrre un output, ad esempio la probabilità che l'immagine contenga un determinato oggetto

$$P(\text{"gatto"}) = 0.6$$

RETI NEURALI

L'addestramento supervisionato modifica i pesi della rete neurale cercando di minimizzare l'errore



AI E RADIOLOGIA

1994 – Prototipo CAD mammografico
University of Chicago



1960-1990

Sistemi
basati sulla
conoscenza

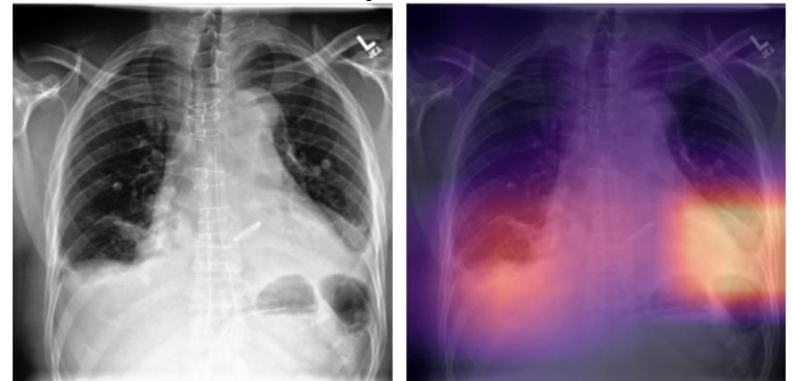
1990 - 2012

L'era dei
CAD

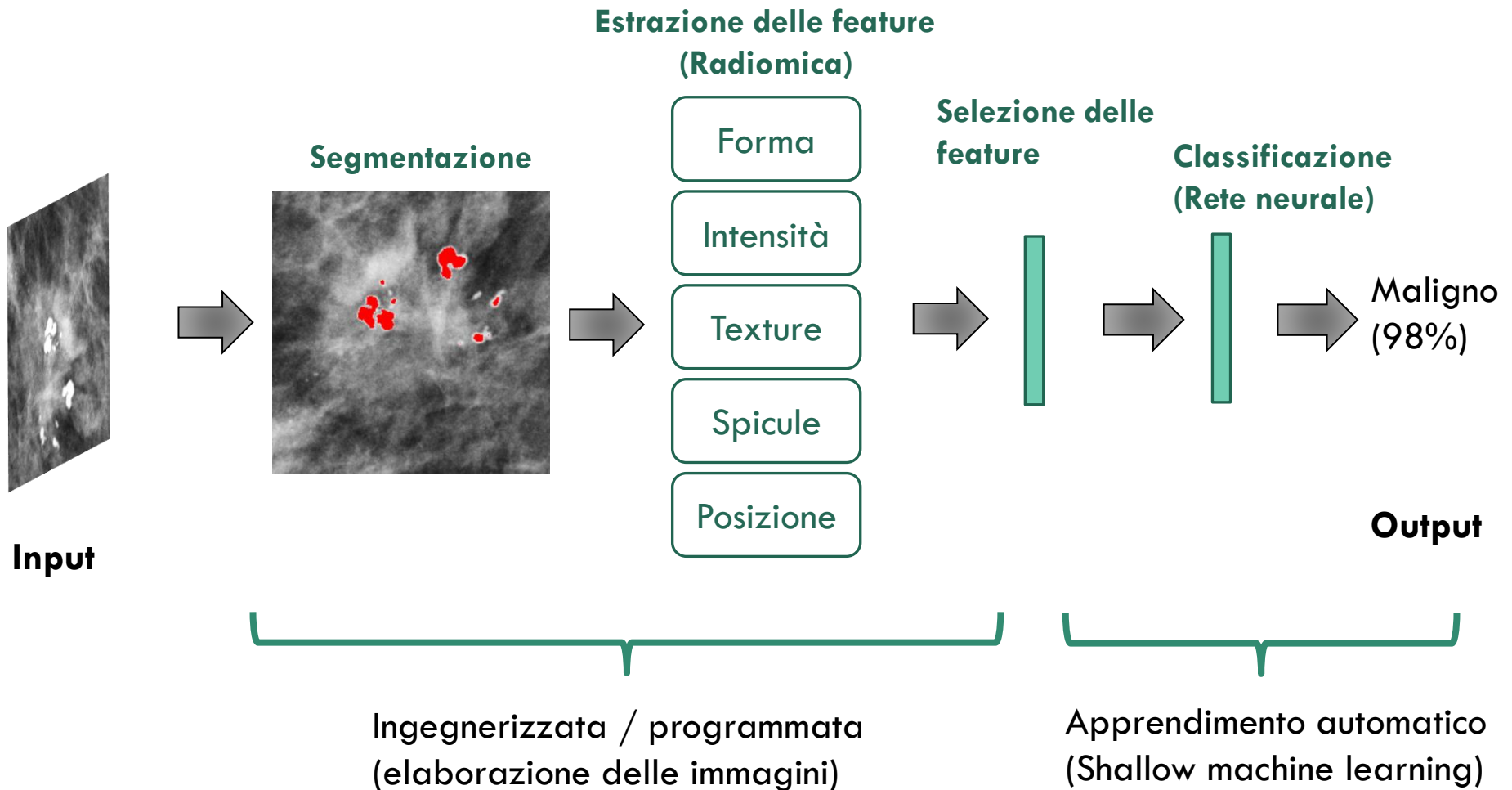
2015 - oggi

L'era
dell'AI

2019 – CheXPert dataset 300,000
Stanford University

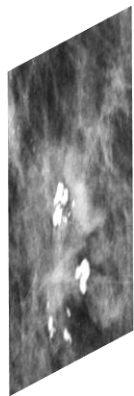


SISTEMI CAD TRADIZIONALI

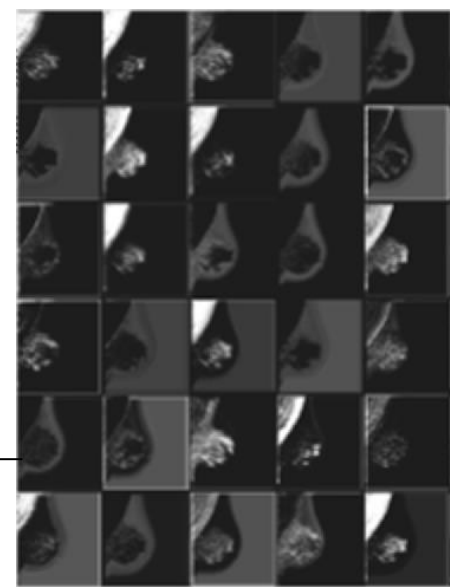
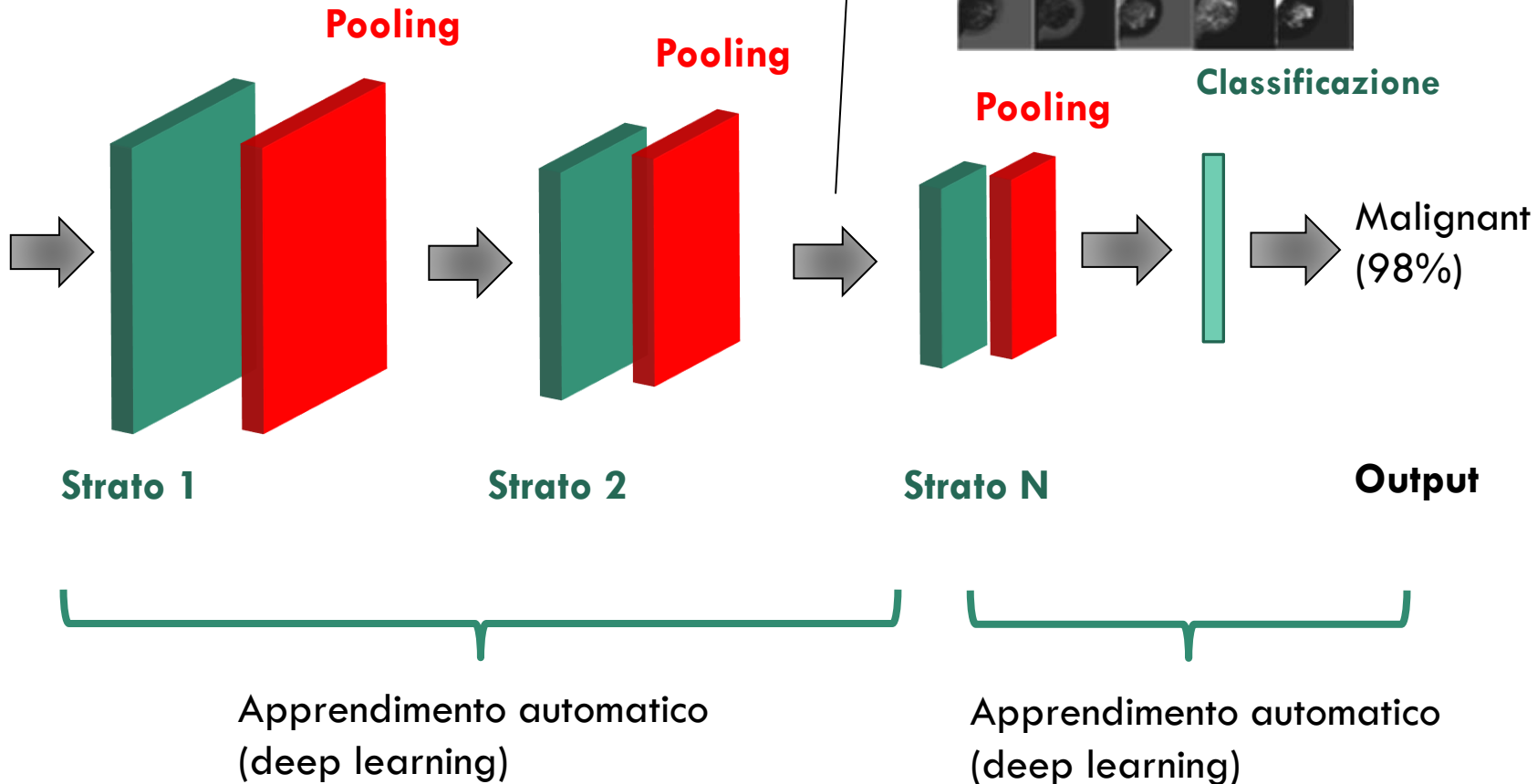


RETI PROFONDE

Ciascuno strato computa una «batteria» di feature che identificano pattern di complessità via via maggiore

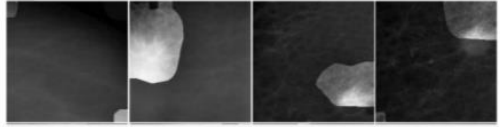
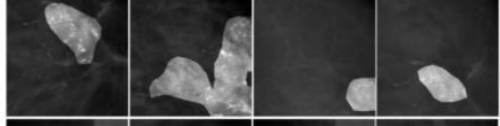
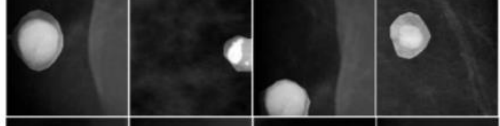

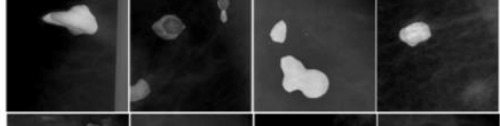
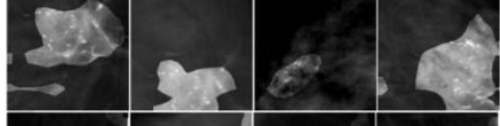

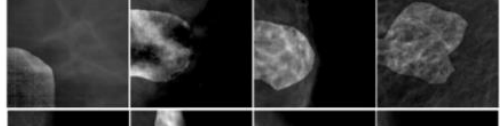

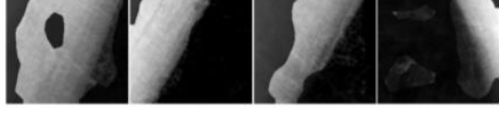


Input

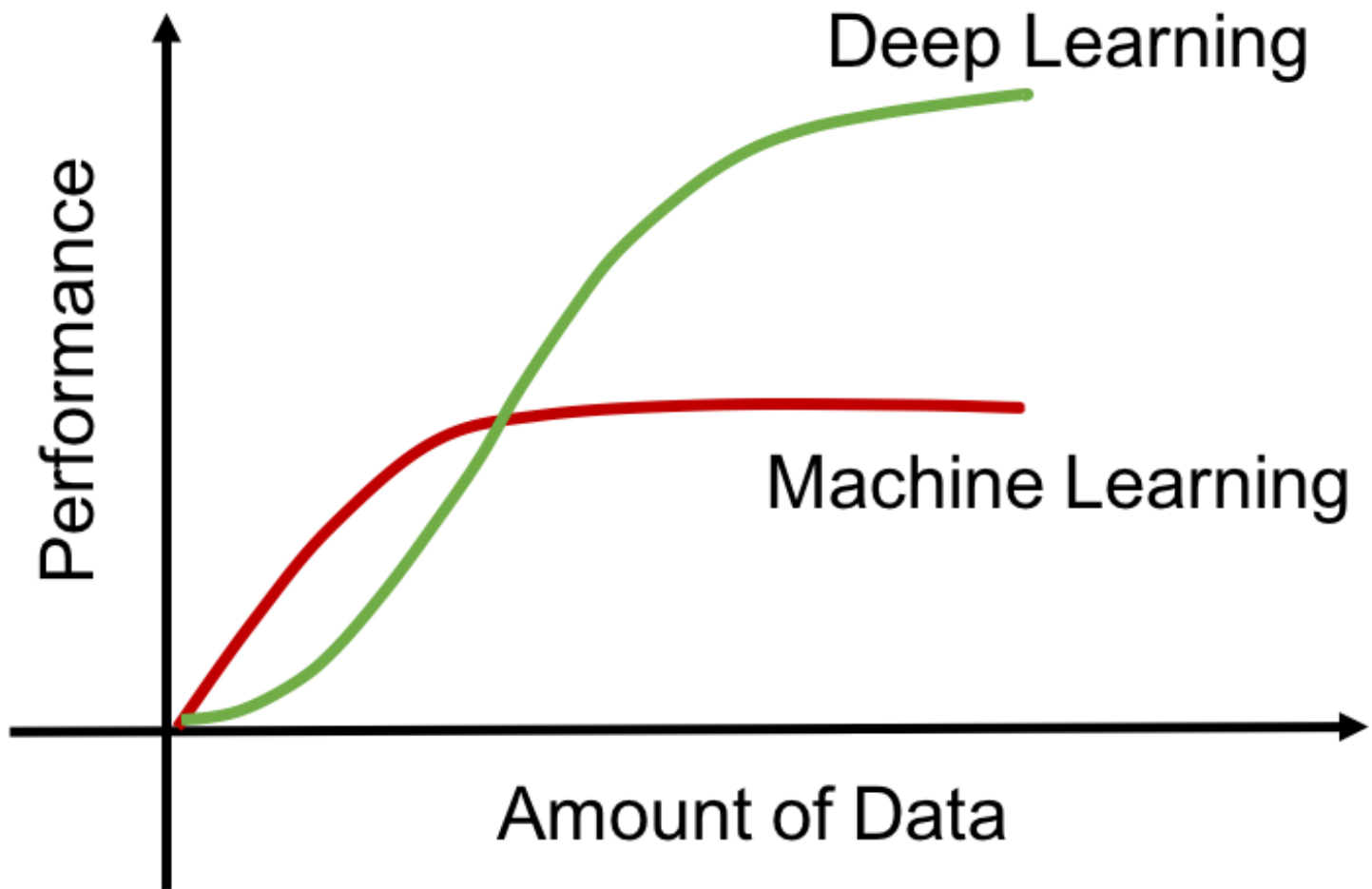


QUALI FEATURE?

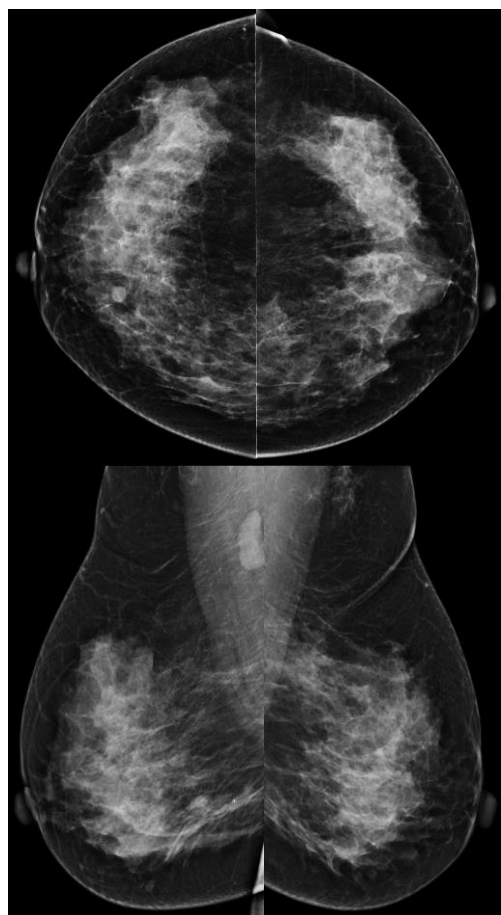
Alcune delle feature apprese dalle reti neurali sono riconducibili a concetti interpretabili e clinicamente rilevanti

BI-RADS Lexicon Category	Neuron Annotation	Network, Layer, Neuron	
Mass - Margin	<i>masses with spiculated edge</i>	Inception v3 mixed_7a unit 0371	
Calcification	<i>calcifications, innumerable</i>	VGG 16 conv5_3 unit 0063	
Breast Composition	<i>high density area, large calcifications</i>	AlexNet conv5 unit 0014	
Mass	<i>advanced cancers</i>	VGG-16 conv5_3 unit 0283	
Associated Features	<i>architectural distortion</i>	ResNet 152 layer 4 unit 0183	
Calcification, Associated Features	<i>calcifications, nearby tissue distortions</i>	VGG 16 conv5_3 unit 0048	
Calcification, Mass	<i>calcification adjacent to masses</i>	ResNet 152 layer 4 unit 0253	
Breast Composition	<i>fatty breast texture</i>	ResNet 152 layer 4 unit 0005	
Associated Features	<i>structure close to nipple</i>	AlexNet conv5 unit 0079	
-	<i>pectoralis muscle</i>	VGG 16 conv5_3 unit 0167	

LA RIVOLUZIONE DEI DATI



APPLICAZIONI IN MAMMOGRAFIA (I)



Rete estrazione feature

Rete estrazione feature

Rete estrazione feature

Rete estrazione feature

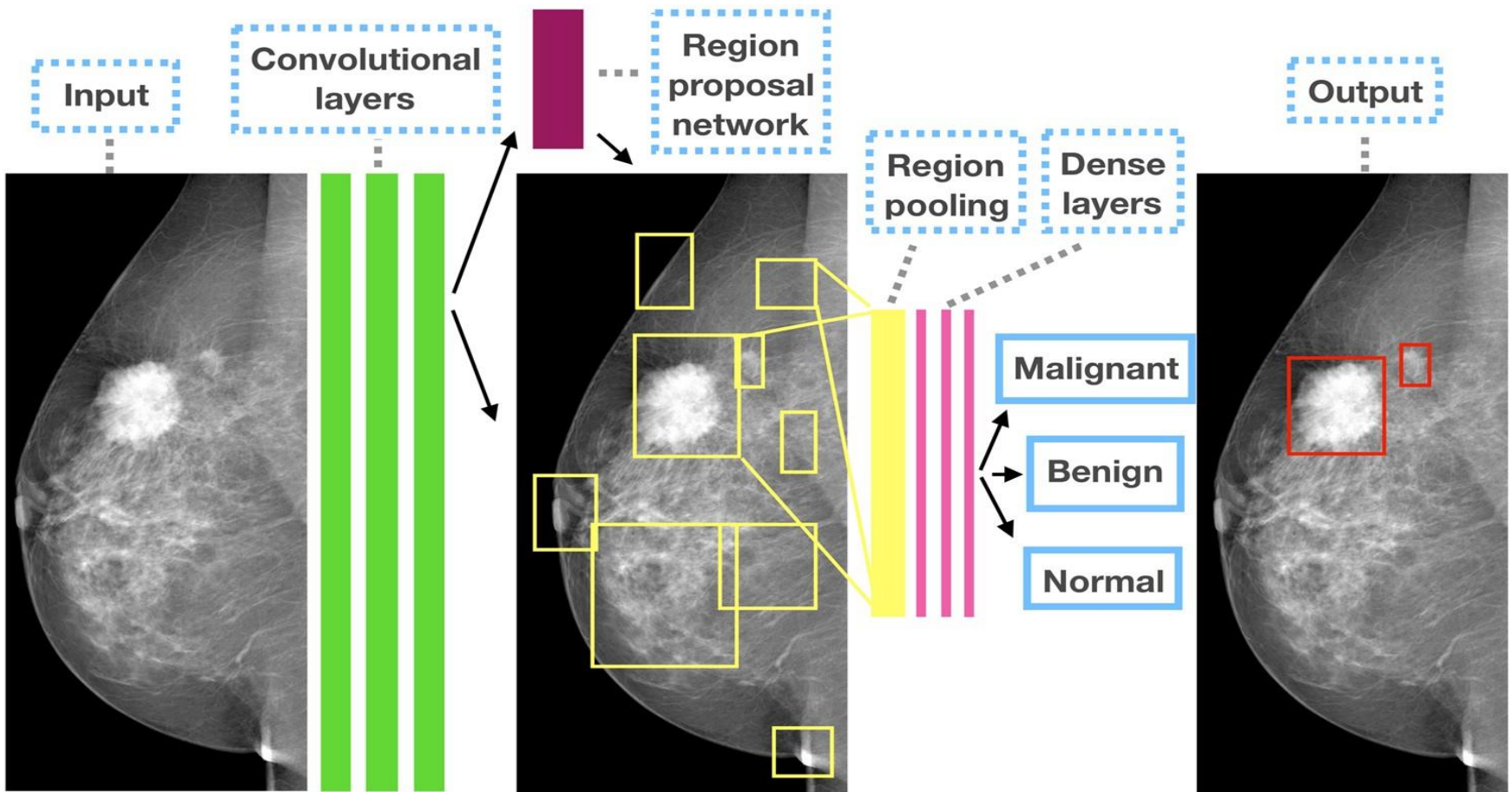
Classificazione

score

Applicazioni:

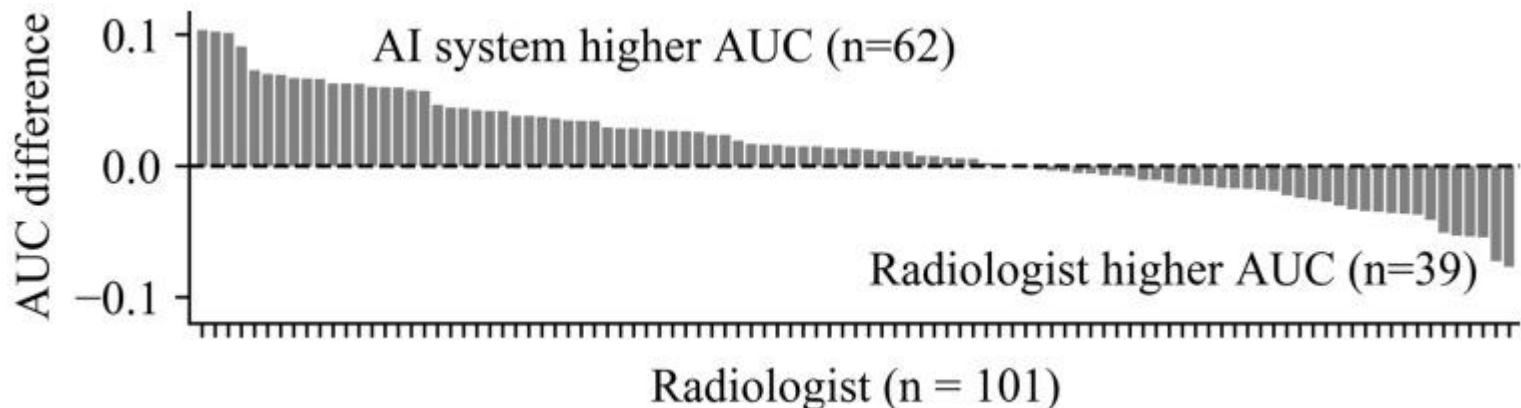
- diagnosi
- triage
- stima densità
- rischio...

APPLICAZIONI IN MAMMOGRAFIA (II)



AI E RADIOLOGO A CONFRONTO

- CAD: Transpara 1.4.0, training set 190,000 immagini
- Studio retrospettivo di confronto singola lettura (BI-RADS score) vs. AI (score da 1 a 10)
- 101 lettori, 7 casistiche, screening + sintomatici
- AUC non inferiore al pool di radiologi (AI: 0.840, radiologi: 0.814)



SFIDE E LIMITAZIONI (ATTUALI)

AFFIDABILITA'

Poco resilienti rispetto a cambiamenti nella casistica
Manca una stima dell'incertezza ("sapere di non sapere")

DATA INTENSIVE

Addestramento richiede grandi dataset annotati
Difficoltà organizzative e legali, ma anche tecniche (segni mammografici rari)

COMP. INTENSIVE

Notevoli risorse hardware richieste per l'addestramento



SICUREZZA

Le reti neurali possono fallire in modi molto diversi dalla visione umana ed essere esposte ad attacchi informatici

BIAS NEI DATI

Se allenate su dati sbilanciati (rispetto ad etnia, età, fattori di rischio, mammografo, etc.), le reti neurali possono apprendere correlazioni e pattern incorretti

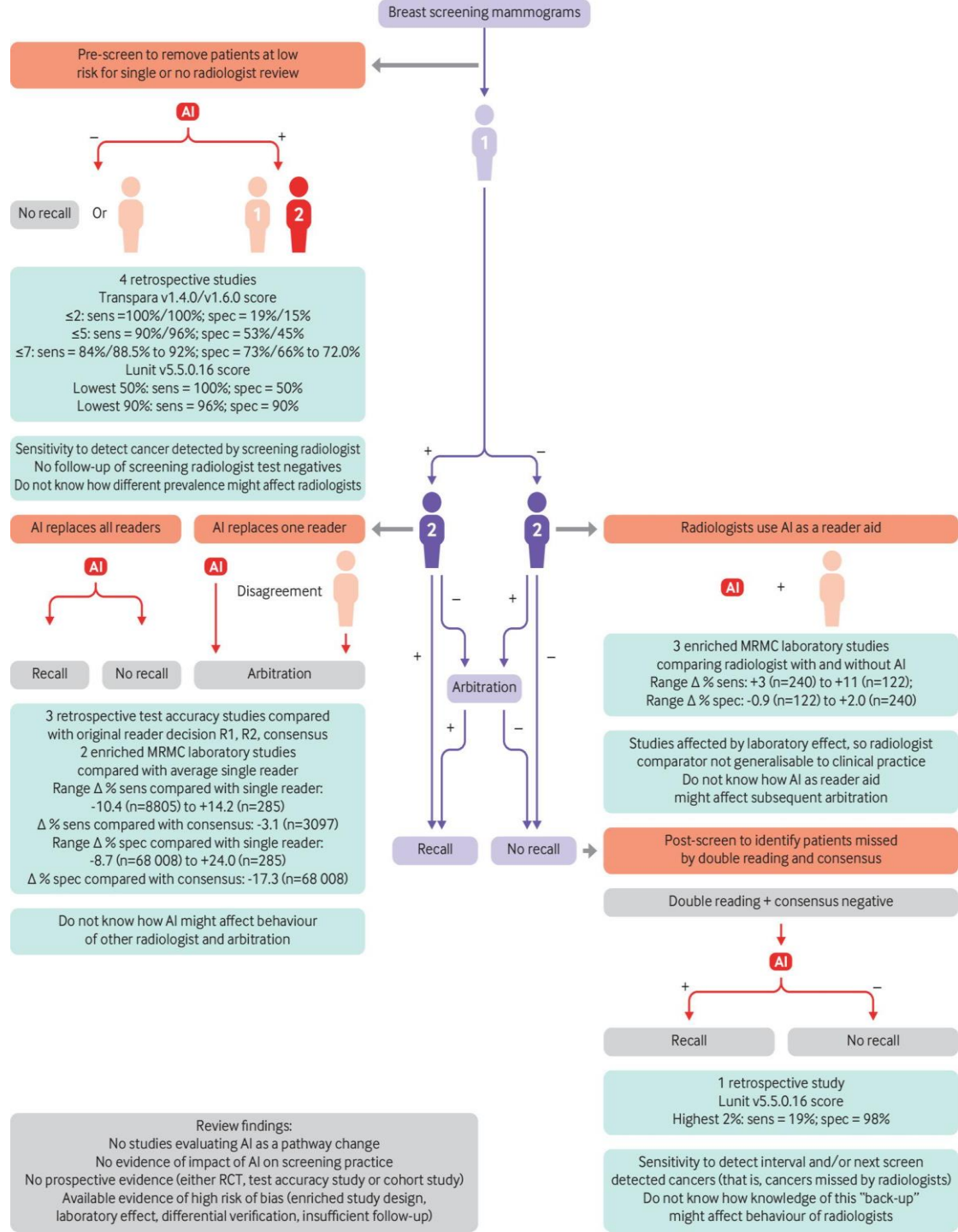
BLACK-BOX

Non è facile capire perché una rete neurale effettua una specifica decisione

AI NELLO SCREENING: EVIDENZE

- Meta-analisi pubblicata nel 2021
- Diversi disegni di studio:
 - Studio retrospettivo di confronto con la lettura registrata nella pratica clinica (Simulazione: cosa sarebbe successo se...)
 - Reader study in laboratorio (confronto lettura con e senza radiologo)
 - Nessuno studio prospettico pubblicato
- Modalità di integrazione nello screening:
 - Triage o pre-screening dei negative
 - AI in sostituzione di una o entrambe le letture
 - AI come secondo lettore
 - AI utilizzato post-screening per identificare casi persi/quality assurance

AI NELLO SCREENING: EVIDENZE



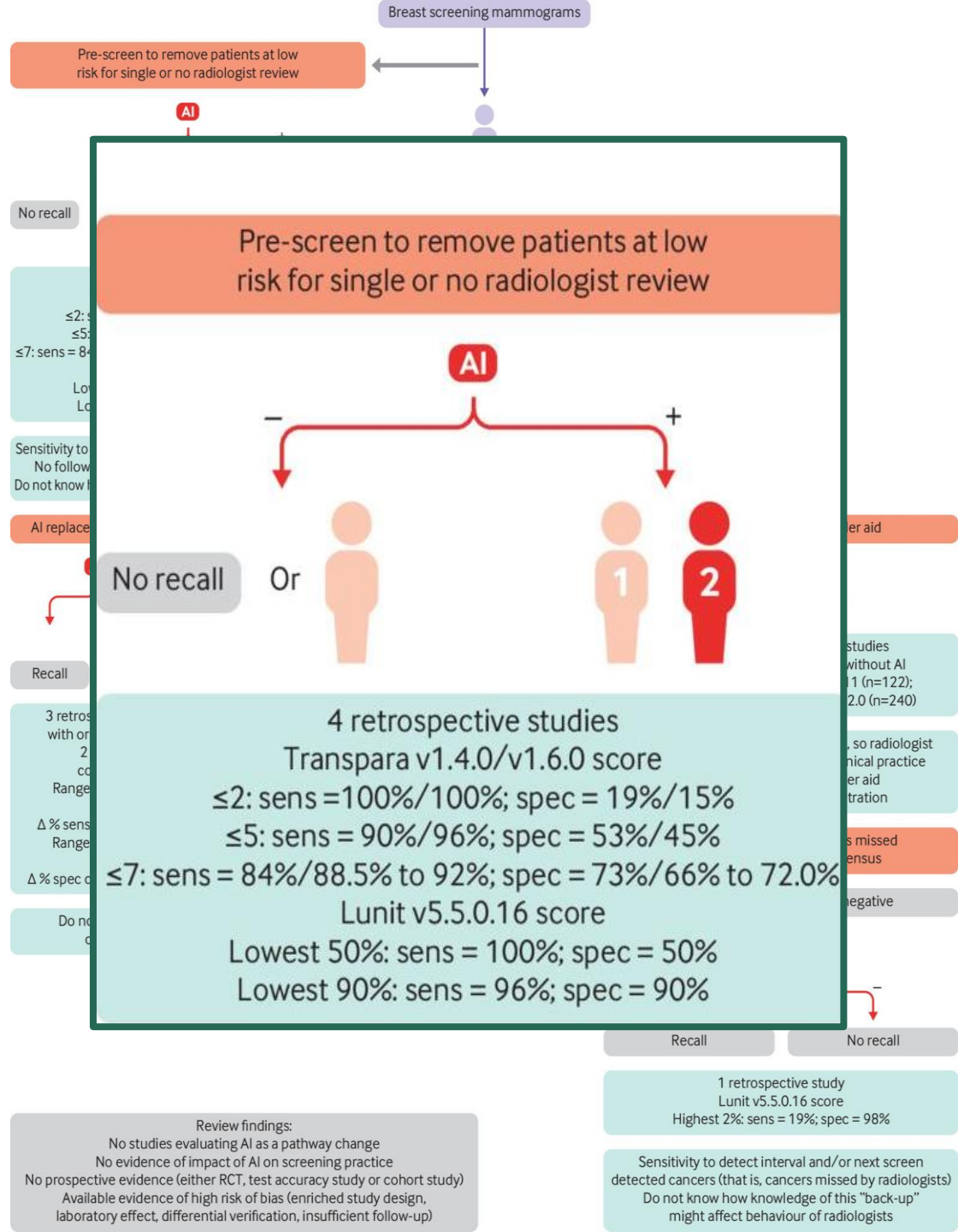
AI NELLO SCREENING: EVIDENZE

Pre-screening – triage:

- Soglia sullo score assegnato da AI basato su distribuzione casi
- Valutazione della capacità del sistema di classificare casi a basso e alto rischio

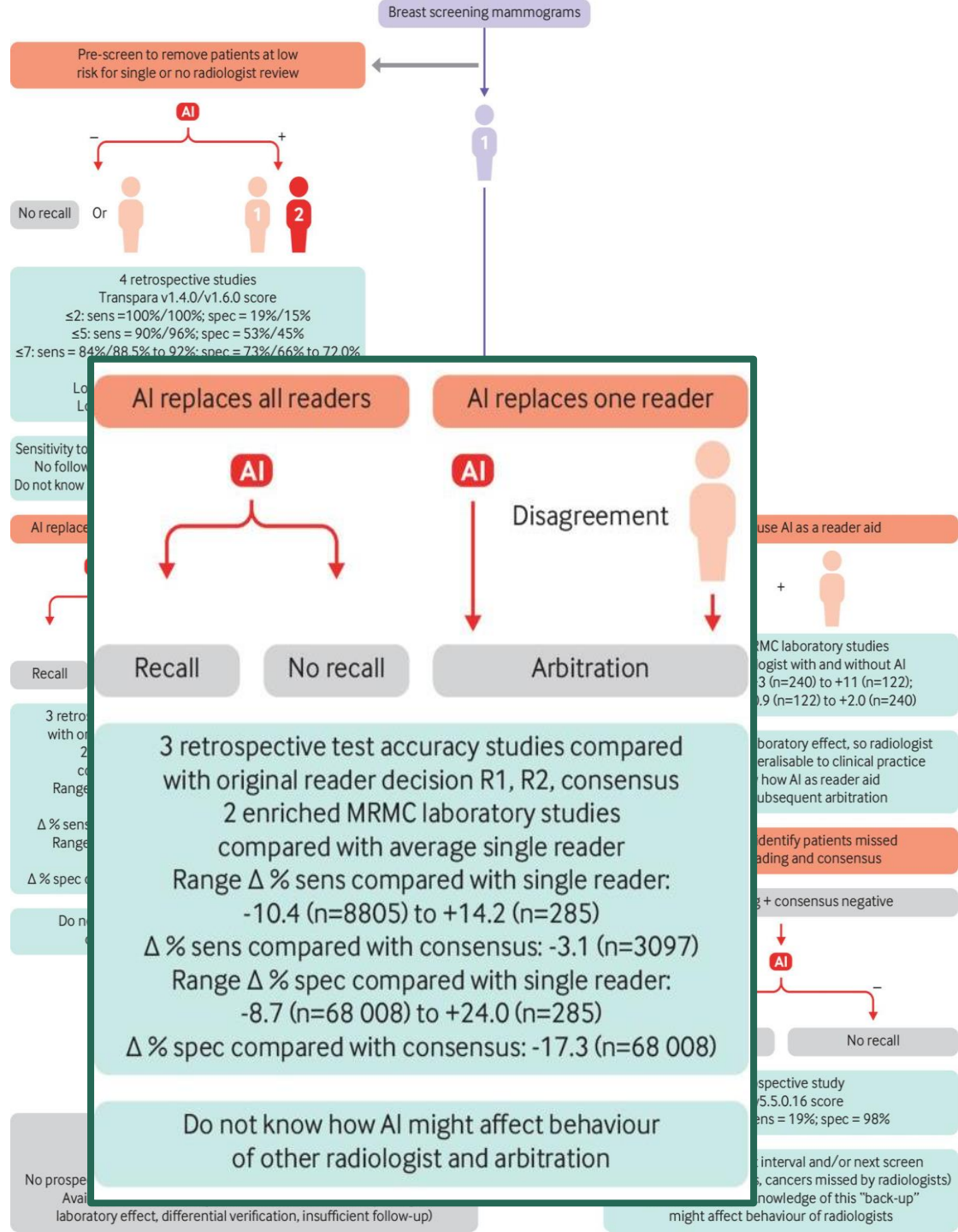
Problemi aperti:

- Follow-up dei casi negativi alla lettura radiologica
- Effetto della prevalenza sulla lettura radiologica
- Quality assurance del sistema AI utilizzato



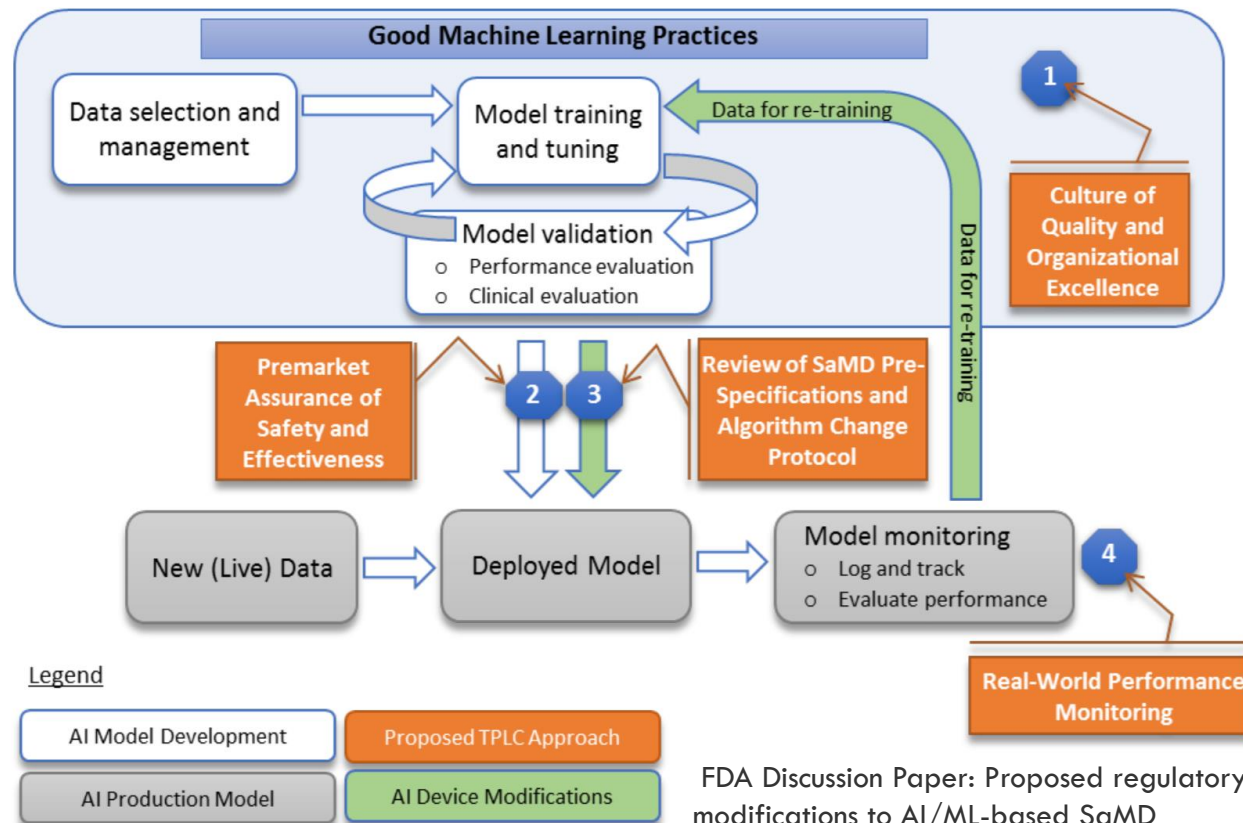
AI NELLO SCREENING: EVIDENZE

- AI come lettore indipendente non è (ancora) competitiva rispetto ad arbitrato
- Confronto rispetto a doppia lettura non incluso nella meta analisi

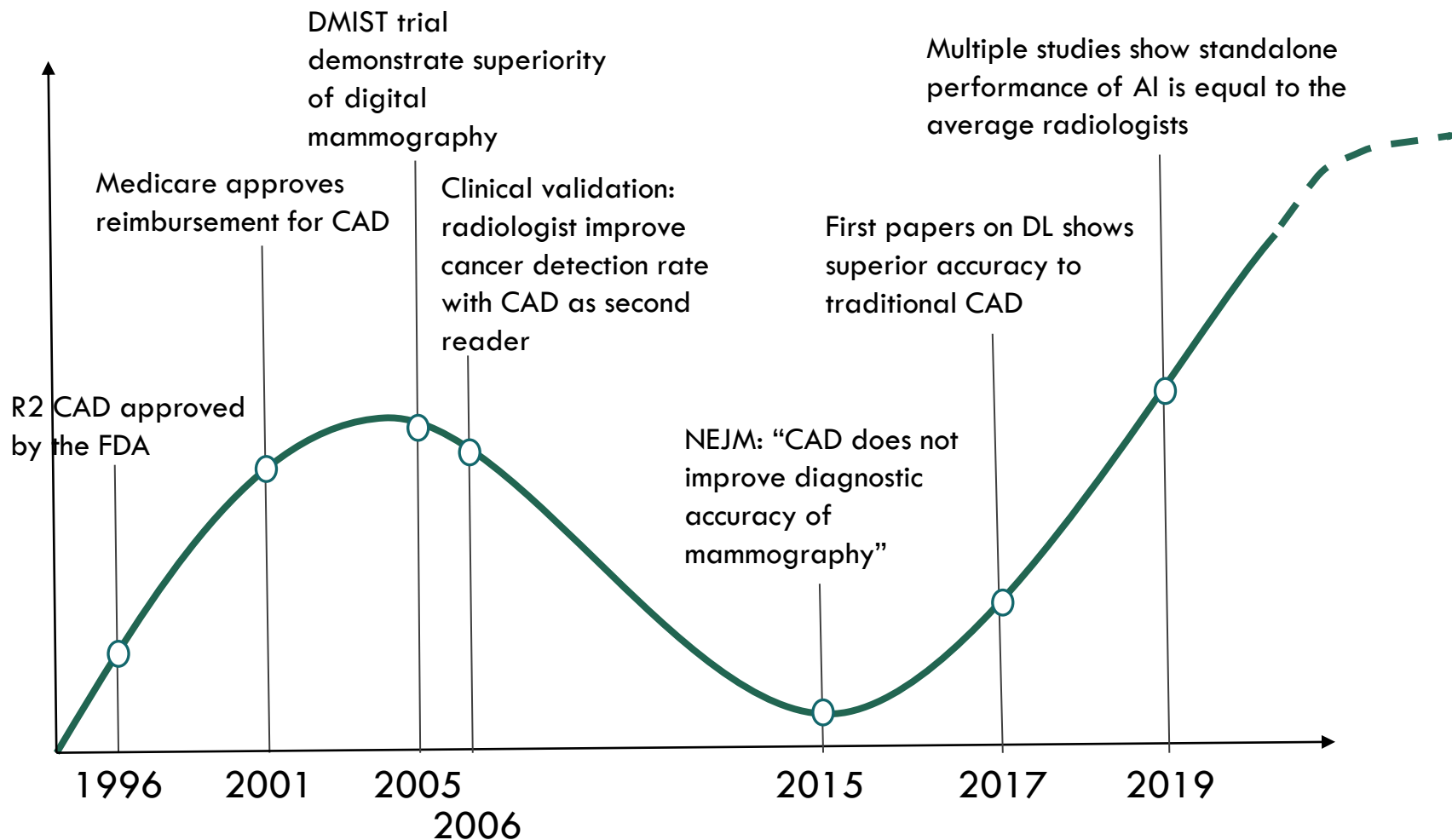


VERSO LA PRATICA CLINICA

Introdurre l'AI, tecnologia in continua evoluzione, nella pratica clinica richiede un costante monitoraggio dei sistemi e collaborazione tra gli stakeholder

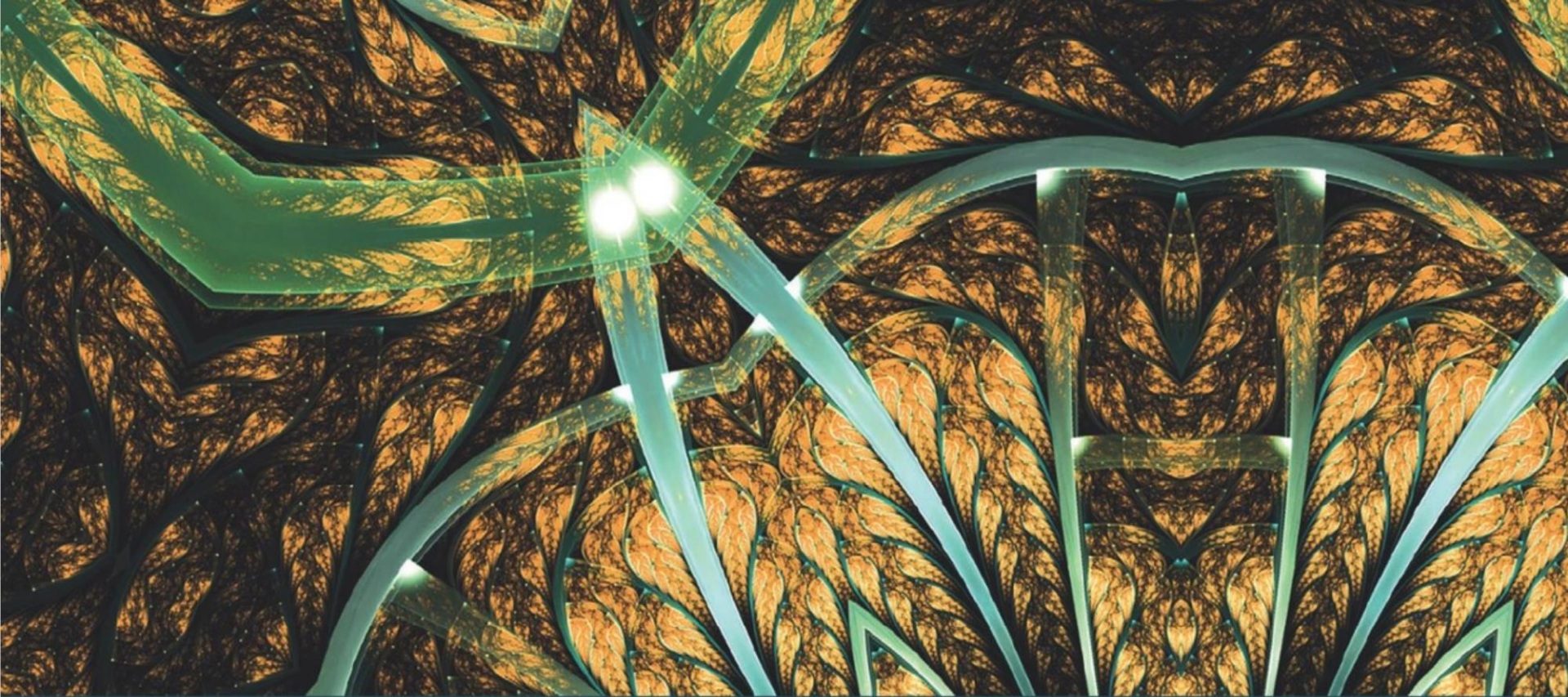


UNA STORIA CHE (NON) SI RIPETE?



CONCLUSIONI

- Il deep learning è qui per restare, ma la ricerca deve continuare per migliorare robustezza anche su dataset “piccoli”
- L’impatto dell’AI sulla pratica clinica richiede una attenta validazione clinica, anche prospettica



CONTATTI

Lia Morra

lia.morra@polito.it

Politecnico di Torino,
DAUIN