

# Analisi di immagini MRI tramite algoritmi di ML

---

LOCALIZZAZIONE E SEGMENTAZIONE AUTOMATICA DI TUMORE AL  
COLON RETTO IN IMMAGINI MR CON RETI CONVOLUTIVE

# Dati

---

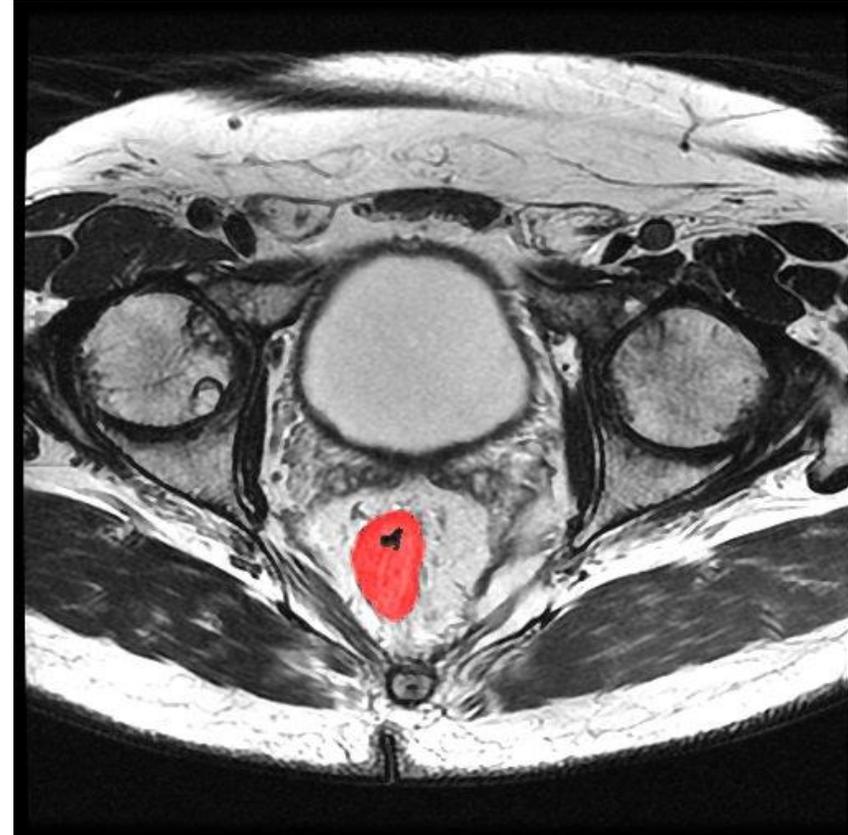
- 55 risonanze magnetiche pesate in T2 di pazienti affetti da tumore al retto
- Adenocarcinoma del retto, confermato istologicamente e in stadio avanzato (stadio II e III)
- Sottoposti alla chemio-radioterapia (CRT) neo-audiovante
- Acquisiti in 3 momenti. Subito dopo la diagnosi, a metà del trattamento CRT e dopo la fine della CRT



# Obiettivi

---

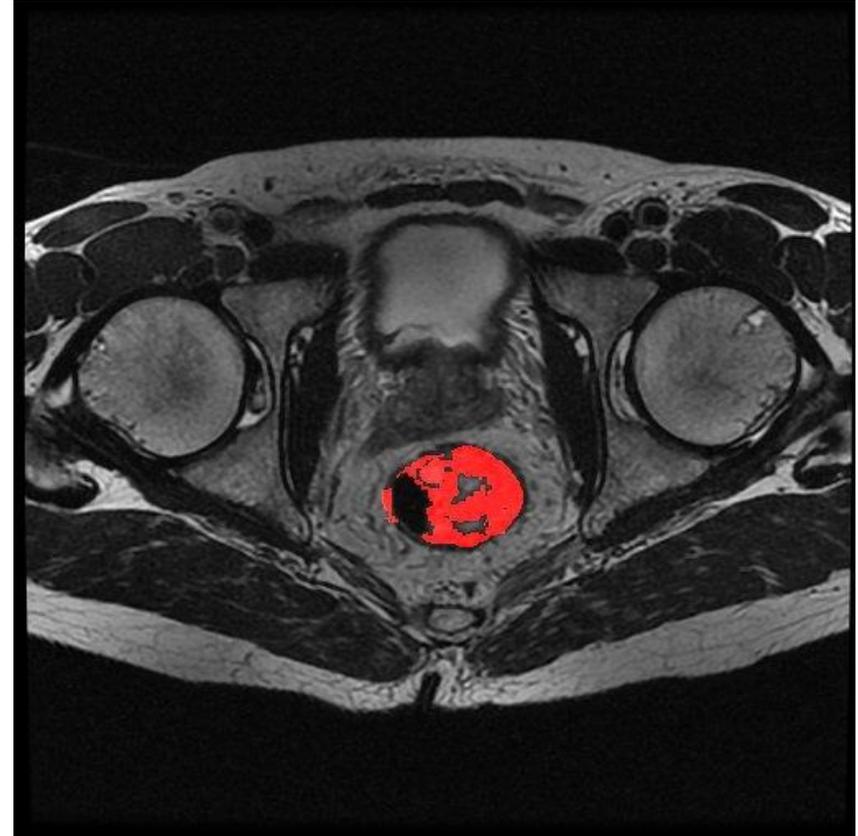
- Implementazione di un algoritmo per il riconoscimento automatico della Regione di Interesse (ROI)
- La ROI è la regione che si vuole analizzare in dettaglio, in questo caso il volume della massa tumorale.
- Attualmente le ROI sono definite a mano dal personale clinico.



# Perché?

---

- Attualmente le ROI sono definite a mano dal personale sanitario.
- Procedura soggetta ad arbitrarietà .
- Può essere condizionata da errori umani.
- Time – consuming in caso di screening ad ampio spettro.
- Primo step necessario ad estrarre biomarker dalle immagini diagnostiche.



# Object Recognition con reti neurali profonde

---

- La maggior parte delle applicazioni di deep learning per Computer Vision sono forme di object recognition o detection.
- Sono compiti «semplici» per umani e animali ma difficili per i computer.
- Segmentazione: etichettare ogni pixel con l'identità dell'oggetto a cui appartiene.
- Problema di classificazione di una parte di immagine dato il suo contesto.
- Applicare strategie e tecniche sviluppate per compiti generici su immagini mediche.
- Problemi: Dataset piccoli, grande variabilità.
- Strategie per ridurre la variabilità dell'input e creare task che possono essere risolte da modelli più semplici.(meno parametri)
- Reti convolutive?

# Reti Convulsive (3 idee)

---

## Sparse interaction

- Kernel ('campo recettivo' di un neurone) piccolo rispetto all'immagine

## Parameter sharing

- Uso degli stessi parametri in diverse parti della rete

## Equivariant representation

- Equivalenza per traslazione

The red connections all have the same weight.

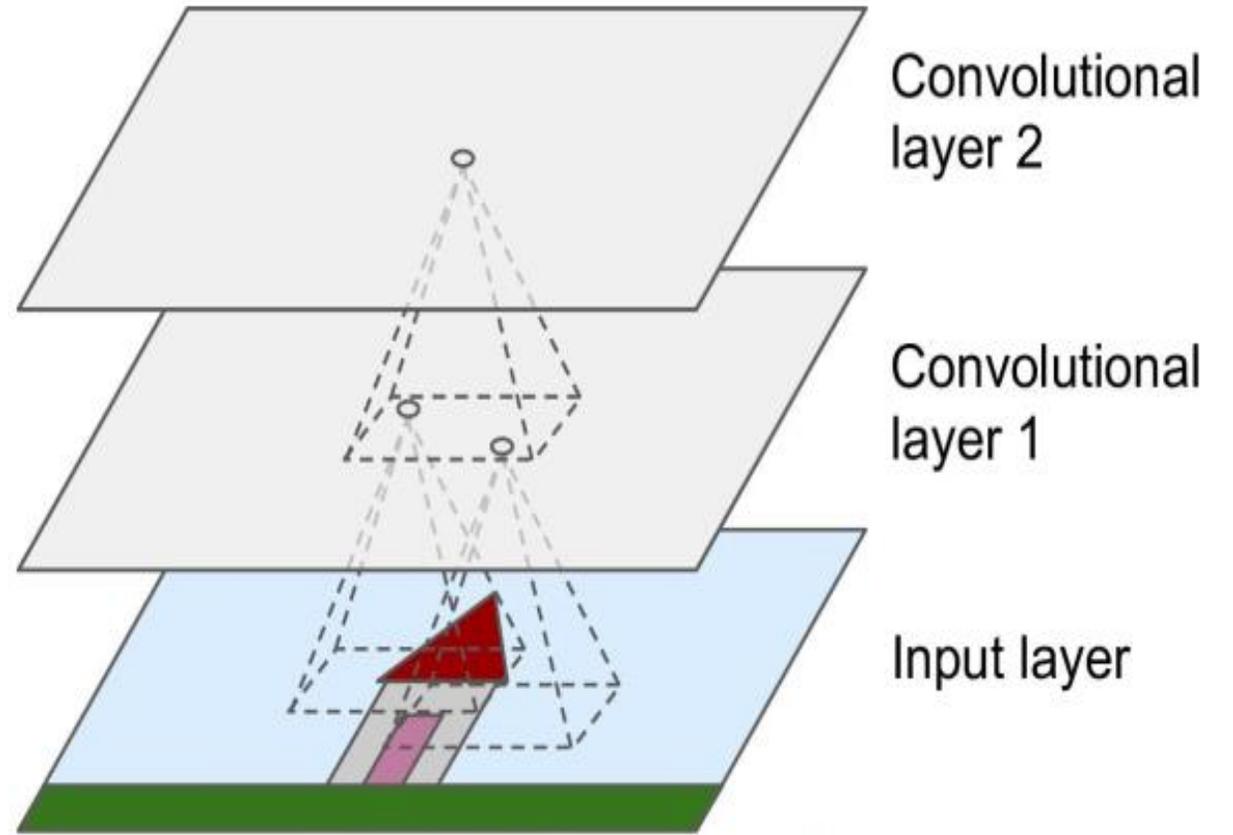
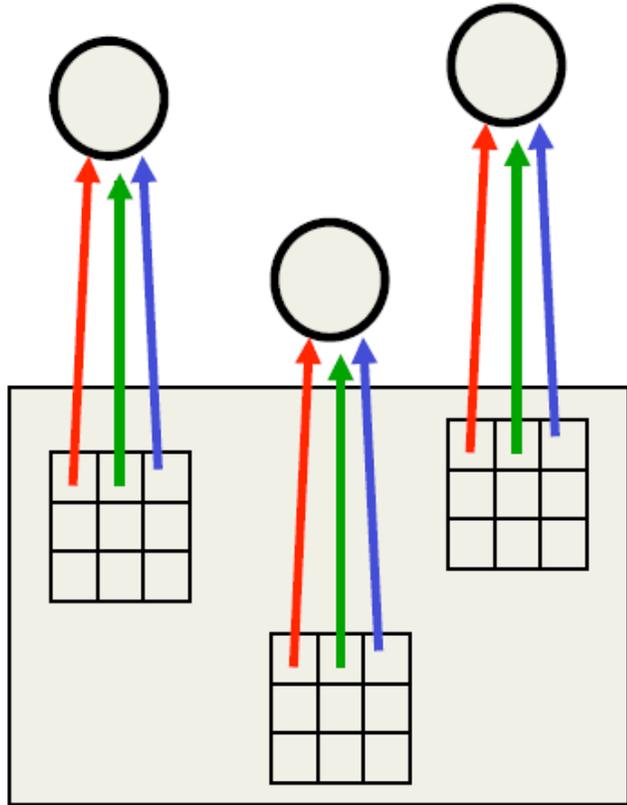
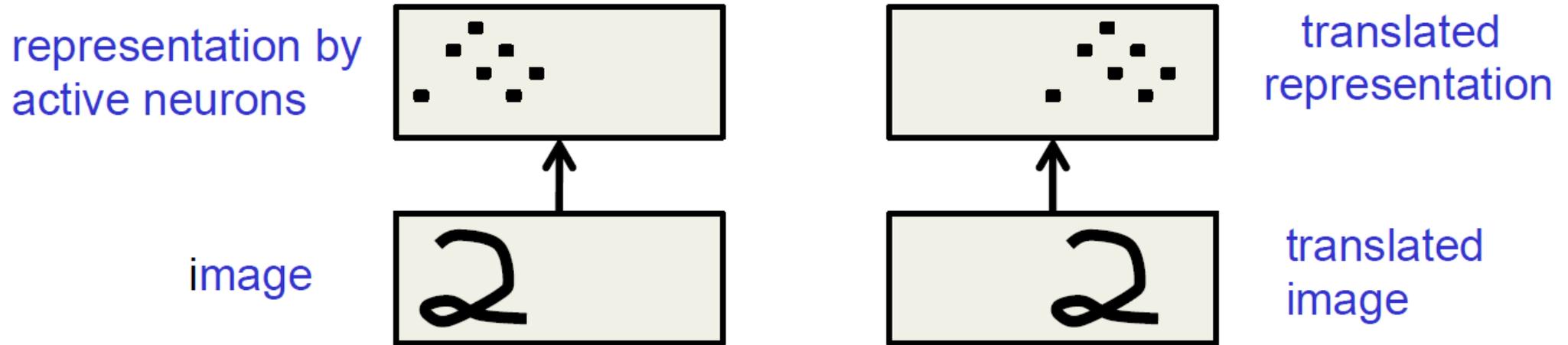


Figure 13-2. CNN layers with rectangular local receptive fields

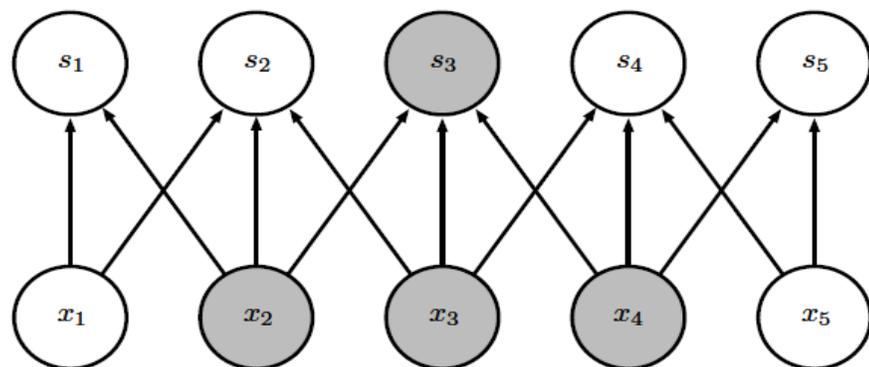
# Parameters Sharing

---



# Sparse Connectivity

Sparse connections due to small convolution kernel



Dense connections

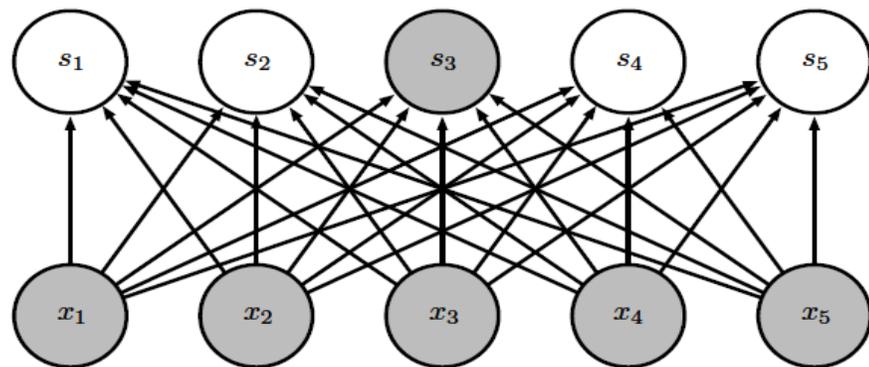


Figure 9.3

(Goodfellow 2016)

# Gabor-like Learned Kernels

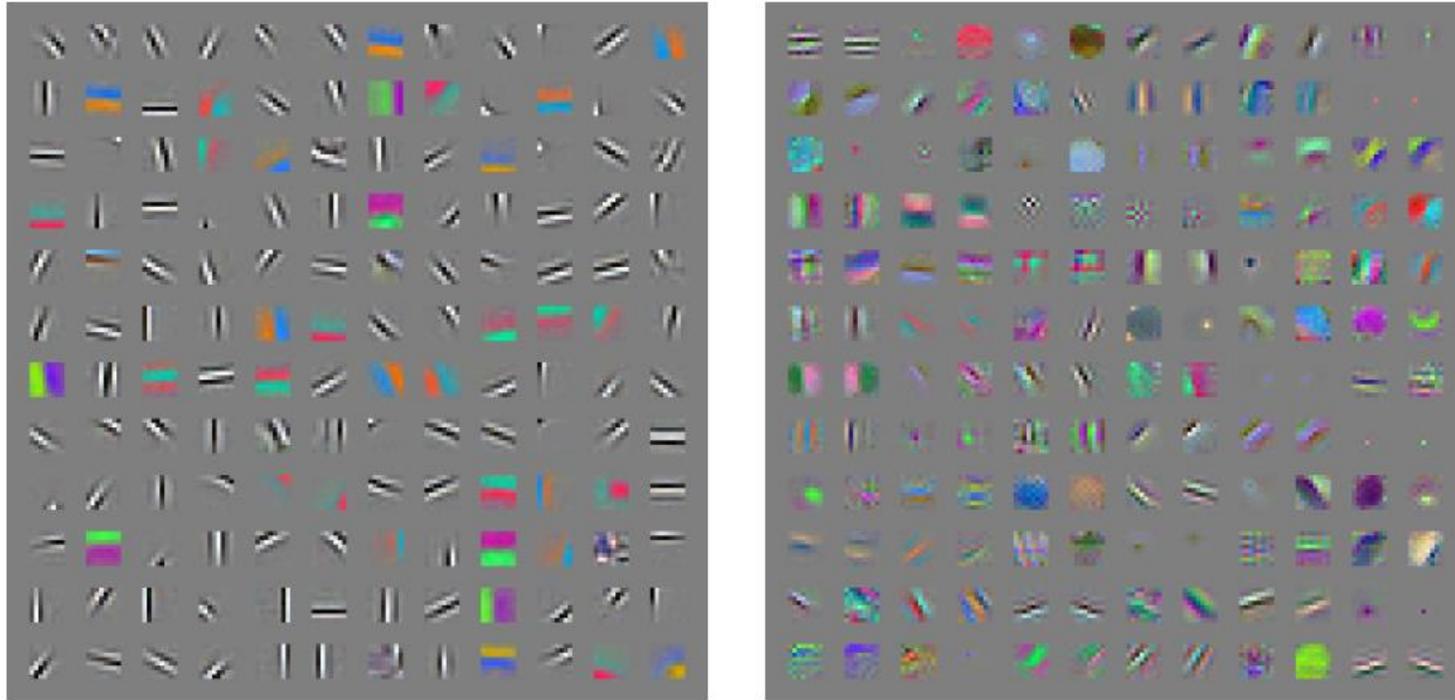


Figure 9.19

(Goodfellow 2016)

# Data Augmentation

---

La convoluzione aiuta a rimuovere problemi riguardo alla localizzazione spaziale del segnale. Per altre invariazze necessitano altri tipi di trasformazioni.

- Strategia per rimuovere della variabilità nel segnale di input che dipende da invarianze che sono facili da catturare per un umano e che sicuramente non sono rilevanti per il task.
- Aggiungere copie extra agli esempi di training che sono state modificate con trasformazioni che non cambiano la classe di appartenenza

La classificazione di oggetti si presta bene a questa tecnica perché le possibili invariazze sono molte.

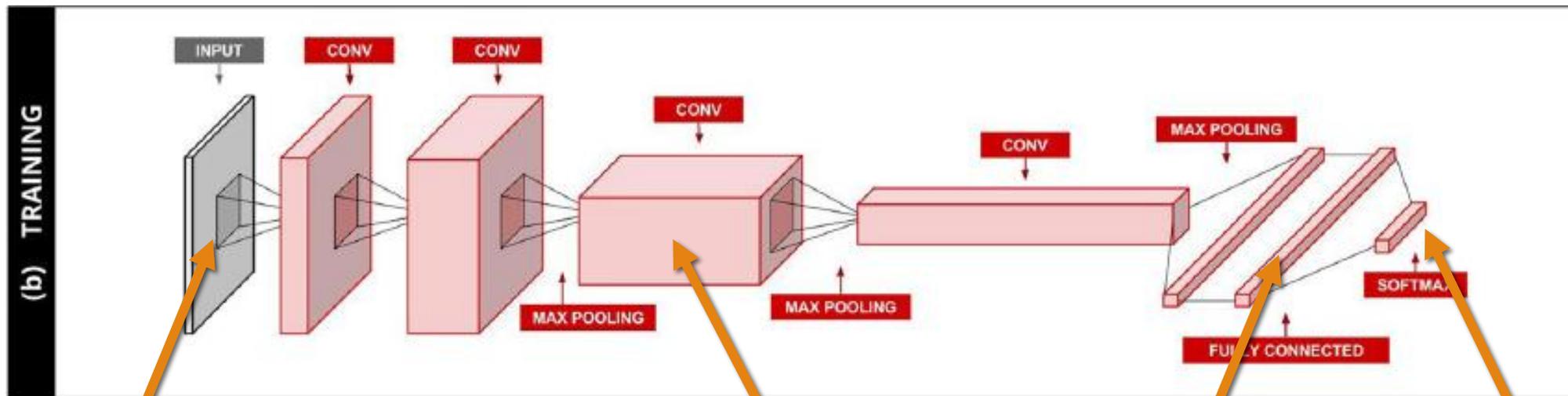
Per le immagini mediche si può trovare un set di trasformazioni specializzate.

OPEN

# Deep Learning for Fully-Automated Localization and Segmentation of Rectal Cancer on Multiparametric MR

Stefano Trebeschi<sup>1,2</sup>, Joost J. M. van Griethuysen<sup>1,2</sup>, Doenja M. J. Lambregts<sup>1</sup>, Max J. Lahaye<sup>1</sup>, Chintan Parmar<sup>3</sup>, Frans C. H. Bakers<sup>4</sup>, Nicky H. G. M. Peters<sup>5</sup>, Regina G. H. Beets-Tan<sup>1,2</sup> & Hugo J. W. L. Aerts<sup>1,3</sup>

# ARCHITETTURA RETE. PIXEL by PIXEL classification



Input (21 x 21 pixel/voxel)

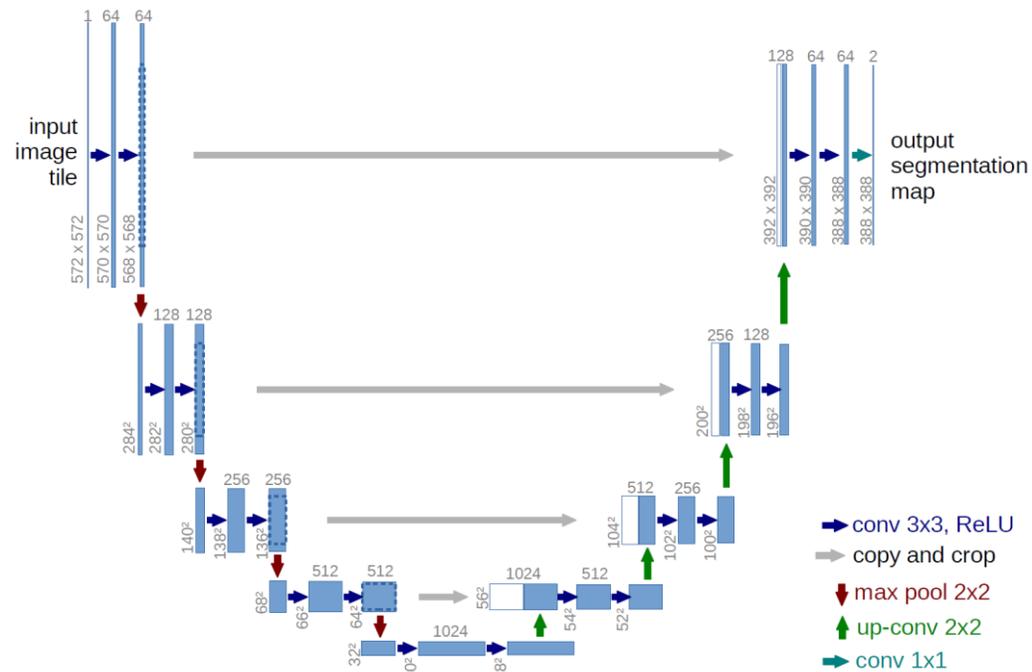
$h \times W$

N filtri

Feature Vector

Output: 1 pixel  
Label 0, 1

# U-net : Motivazioni



Hanno un input della stessa taglia dell'output e generalizzano il contesto.

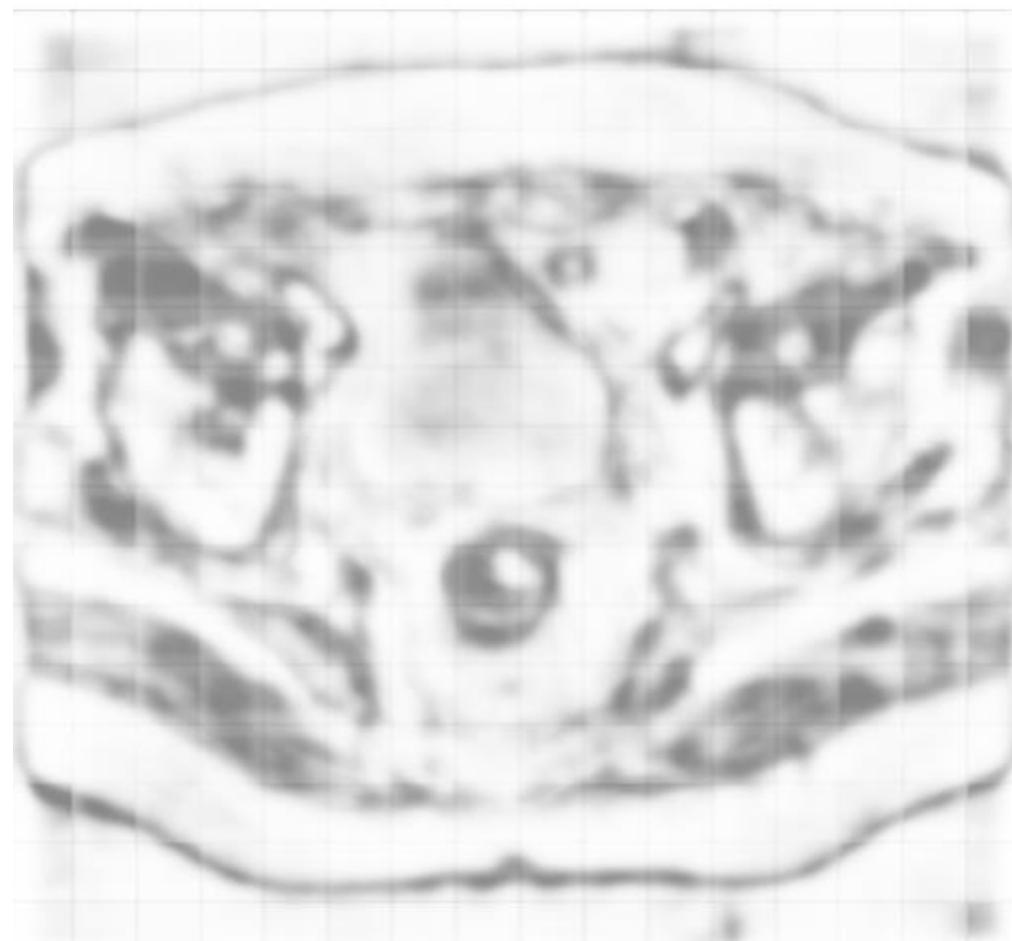
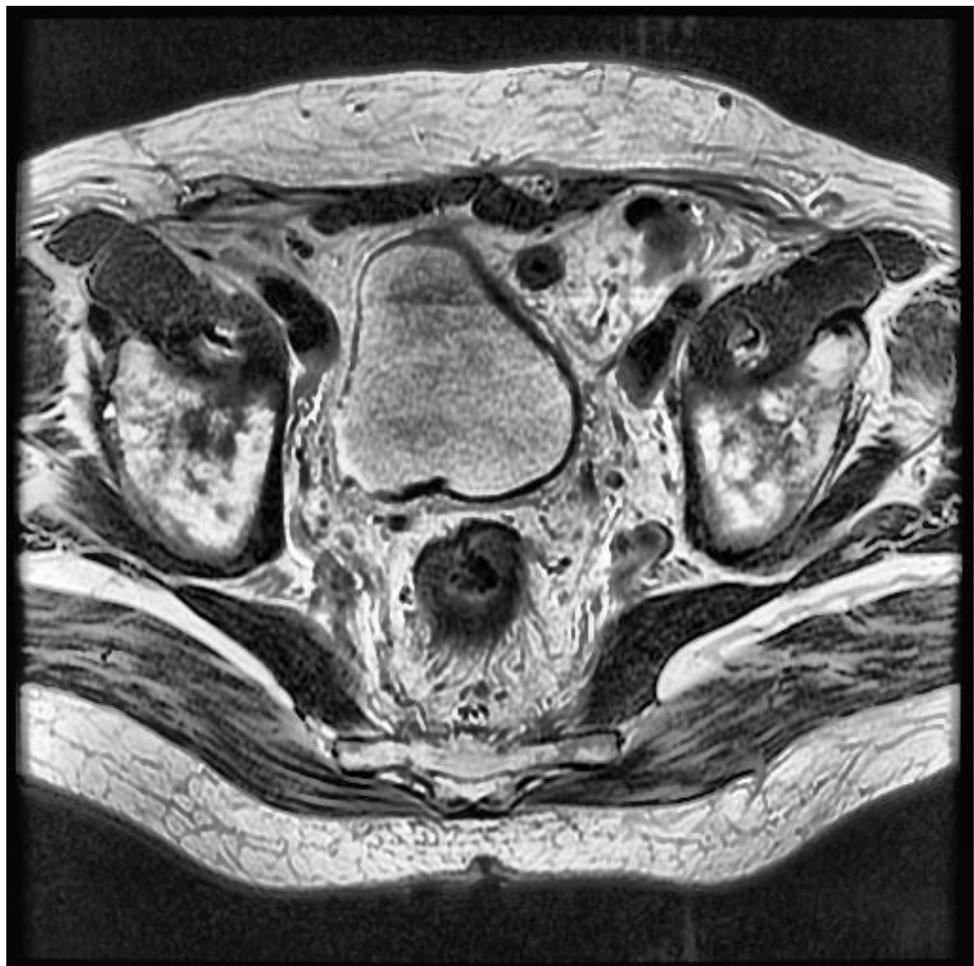
L'idea iniziale è di passare alla rete intere slices di MRI

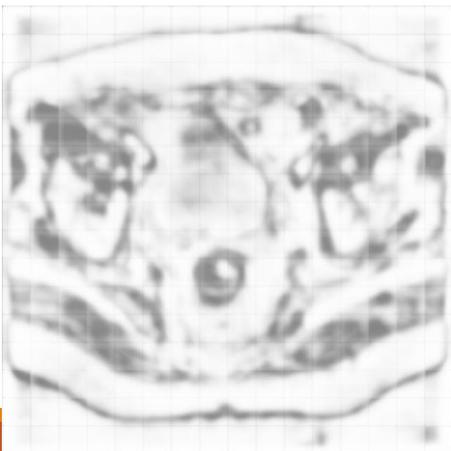
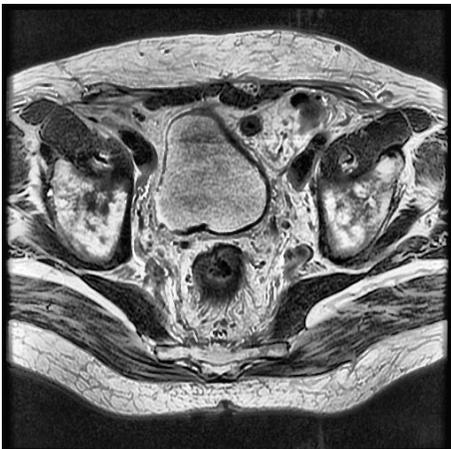
Questo approccio può far riconoscere le zone con posizioni poco probabile di zone tumorali ed escluderle automaticamente.

Snella ( $2 \times 10^7$  parametri)

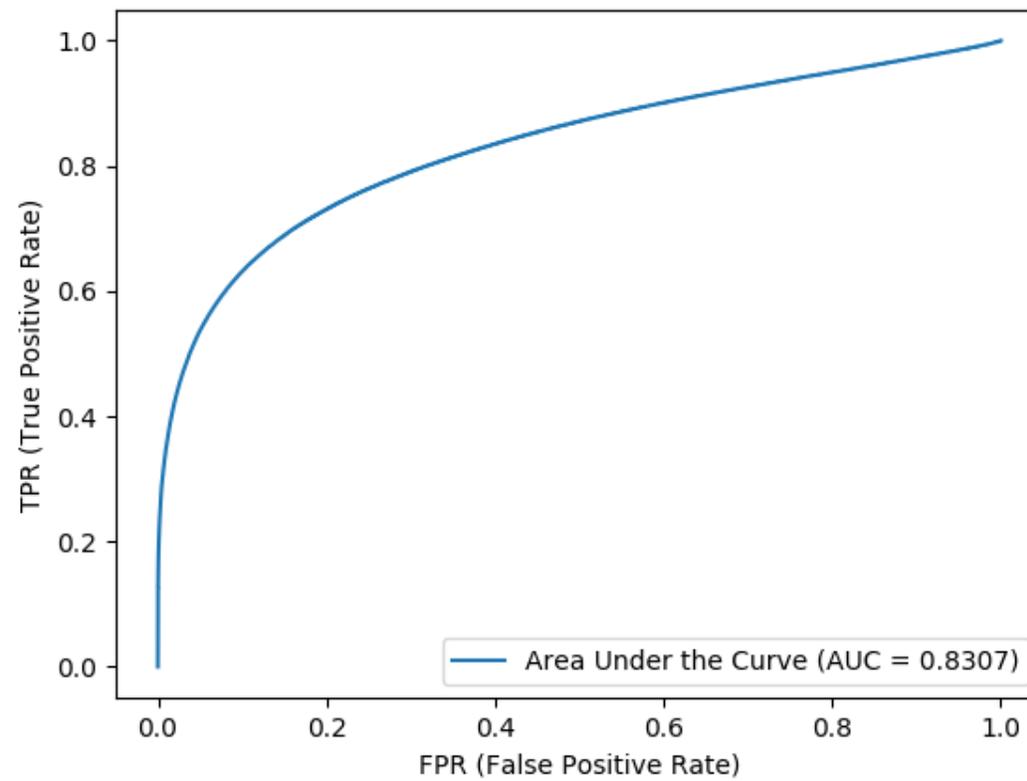
circa 100 mb model weight size

con 12GB 8-16 slice per batch





ROC curve



# Training set Sbilanciato

---

- Pochi esempi di tumore (area tumorale 3%)
- Background con tanta variabilità
- Elementi di disturbo (Normalizzazione, artefatti, corpi estranei, rumore)
- Pesare correttamente le classi.
- Pesare i sample.
- Loss function/metrica non dipendente da accuracy
- Campionatura più fine del tumore / data augmentation del tumore (ribilanciare le classi)

# problemi

---

