

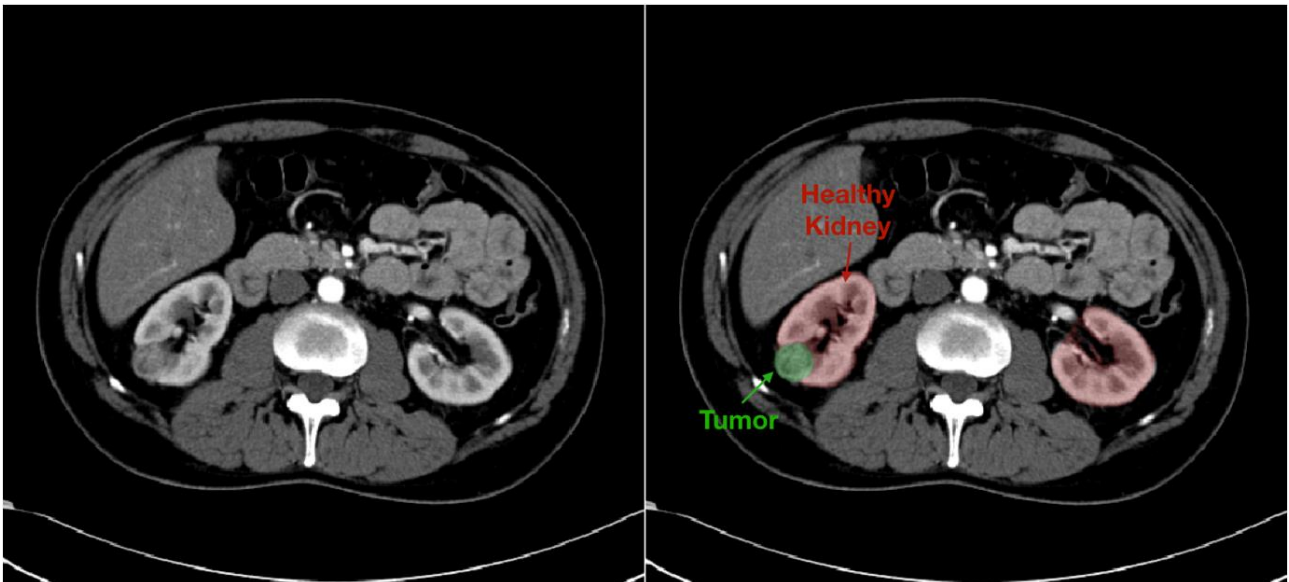
Biomedical Computer Vision

Obiettivi

Nel campo medico ci sono molti casi in cui la diagnosi di malattie e disturbi viene fatta a seguito dell'osservazione e dell'analisi di dati ottenuti in diversi modi. Uno di questi casi è quello della rilevazione di masse tumorali nelle immagini provenienti da risonanze magnetiche.

Nello specifico questo progetto mira a sviluppare un procedimento, sfruttando computer vision, che automatizza la rilevazione di tumori nei reni dei pazienti, e procede poi alla segmentazione di questi elementi direttamente sulle immagini prodotte dalla risonanza magnetica.

Viene qui sotto riportato un esempio di risonanza magnetica accanto a come dovrebbe presentarsi il risultato finale:



Soluzione

Una possibile modo per raggiungere l'obiettivo è quello di implementare una rete neurale e di addestrarla in modo che sappia riconoscere i reni all'interno di una risonanza magnetica, e che sia poi in grado di rilevare la presenza di masse tumorali nella zona in questione.

Per fare questo è stata scelta una rete neurale di tipo *resnet 101*: questa è una rete convoluzionale con una profondità di 101 livelli, che nasce in origine per risolvere il task di classificazione di immagini. Per questo si è deciso di sfruttare un modello di *resnet* già addestrato in precedenza, in modo che abbia già dei parametri che favoriscano l'analisi di un'immagine, sostituendo però gli ultimi livelli *fully connected* della *resnet* originale con dei livelli di classificazione. In questo modo, date delle classi di oggetti che si vogliono riconoscere nell'immagine (in questo caso "sfondo", "rene" e "tumore"), la rete propone la miglior stima per l'appartenenza di ogni pixel ad una di queste classi.

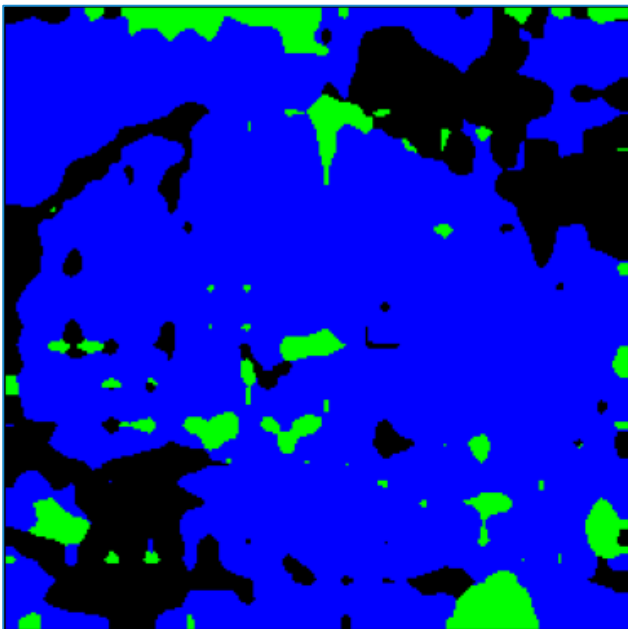
I parametri usati durante il training rete sono i seguenti: *MSEloss* come criterio per la valutazione della *loss* ("perdita", nel senso di lontananza della predizione dall'effettivo risultato atteso) del modello, *Adam* come

ottimizzatore per la modifica dei parametri interni della rete secondo gradiente, e *f1_score* come metrica per la valutazione dell'accuratezza del modello.

Ottenuto l'output di una risonanza magnetica, non è però possibile introdurlo direttamente nella rete neurale; per questo è necessario implementare una fase di *preprocessing* dei dati, che consiste nel portare tutte le immagini ad una dimensione e risoluzione predefinita. Inoltre, le immagini vengono portate dalla forma a tre dimensioni prodotta dalle risonanze magnetiche alla forma a due dimensioni, dividendo tutte le immagini perpendicolarmente all'asse verticale.

Risultati

I risultati della rete non sono quelli attesi. Anche con un training di 10 epoche su tutto il database di circa 210 immagini tridimensionali, ognuna composta da 256 immagini, si può vedere la loss diminuire soltanto nelle prime epoche, per poi oscillare attorno a dei valori relativamente alti, e se il modello allenato viene testato su un'immagine presa dal database, si nota che la rete non è in grado di distinguere le caratteristiche desiderate (si veda l'esempio qui in seguito).



Le cause di queste prestazioni ridotte possono essere diverse: l'architettura di rete scelta, prima di tutto, dato che la *resnet* non nasce per il compito di segmentazione. Una soluzione potrebbe essere l'implementazione di una *u-net*, più indicata per questi casi. Un'altra possibile causa dei problemi potrebbe essere il fatto di mantenere i primi livelli, già allenati, della *resnet*.

Sviluppi ulteriori

Gli sviluppi derivabili da questo progetto sono molti. Innanzitutto, come detto prima, si può modificare l'architettura della rete in quella di una *u-net*. Una volta perfezionata per questo task, la rete potrebbe

essere usata anche per la diagnosi di altre malattie e altri tumori, sempre sfruttando un processo di segmentazione, analizzando le immagini prodotte dai diversi tipi di analisi utilizzate in campo medico, come risonanze magnetiche, TAC, PET o radiografie.