

Un approccio deep per la stima dell'anemia tramite vasi sanguigni della sclera

Balice Matteo, di Tria Sabino, Marrano Gabriele, and Tanzi Emanuele

Dipartimento di informatica, Università degli studi di Bari Aldo Moro

16 giugno 2023

Sommario

L'anemia è una condizione medica caratterizzata da una riduzione della quantità di emoglobina o dei globuli rossi nel sangue. Utilizzando un approccio basato su deep neural network (U-Net), siamo in grado di rilevare e analizzare i vasi sanguigni in modo accurato ed efficiente. I risultati sperimentali dimostrano che il nostro approccio risulta più stabile rispetto alle prestazioni (superandoli in alcune metriche) dei lavori precedenti nella segmentazione dei vasi sanguigni e conseguente stima dell'anemia. Questo metodo potrebbe contribuire maggiormente a una diagnosi precoce e una gestione ottimizzata dell'anemia.

1 Introduzione

L'anemia è una condizione medica comune caratterizzata dalla riduzione della quantità di globuli rossi o della loro capacità di trasportare ossigeno. La diagnosi precoce e accurata dell'anemia è fondamentale per fornire un trattamento tempestivo e adeguato ai pazienti.

In questo contesto, l'analisi dei vasi sanguigni della sclera, si è rivelata una metodologia promettente per la diagnosi di diverse patologie, compresa l'anemia. Due importanti lavori precedenti hanno fornito una solida base per il nostro approccio ([1] e [2]).

[1] propone un sistema automatico per la segmentazione della sclera, per effettuare in seguito un'analisi del colore dell'intera area segmentata; [2], invece, propone un algoritmo per la segmentazione e rilevamento automatico dei vasi sanguigni all'interno della sclera, effettuando in seguito un'analisi del colore solo sui vasi trovati.

Nel nostro lavoro, combiniamo gli aspetti chiave di entrambi gli approcci precedenti per sviluppare un nuovo sistema basato su deep learning per la segmentazione dei vasi sanguigni della sclera.

2 Materiali e metodi

Il codice sorgente del progetto è disponibile su <https://github.com/bralani/anemia-detection>.

2.1 Segmentazione automatica della sclera

La segmentazione della sclera è necessaria come input alla rete neurale deep (per calcolare solamente i vasi presenti nella sclera) ed è anche un tema importante nella ricerca biometrica, in particolare per il riconoscimento della sclera basato sulla struttura dei vasi sanguigni, che è costante per tutta la vita ed è diversa per ogni persona, poiché si sviluppa in modo casuale.

Gli algoritmi di segmentazione della sclera sono stati calibrati su immagini degli occhi acquisite in condizioni "normali", considerando fattori come luce ambientale variabile, distanza tra telecamera e occhio superiore a 30 cm, occhio aperto in posizione naturale e posizione dell'iride variabile.

I principali ostacoli nella segmentazione della sclera riguardano la presenza di ciglia, la parziale visibilità dell'iride e il fatto che la porzione bulbare della sclera si sfumi nella congiuntiva palpebrale, rendendo difficile definire i contorni nitidi sulla base del colore bianco della sclera.

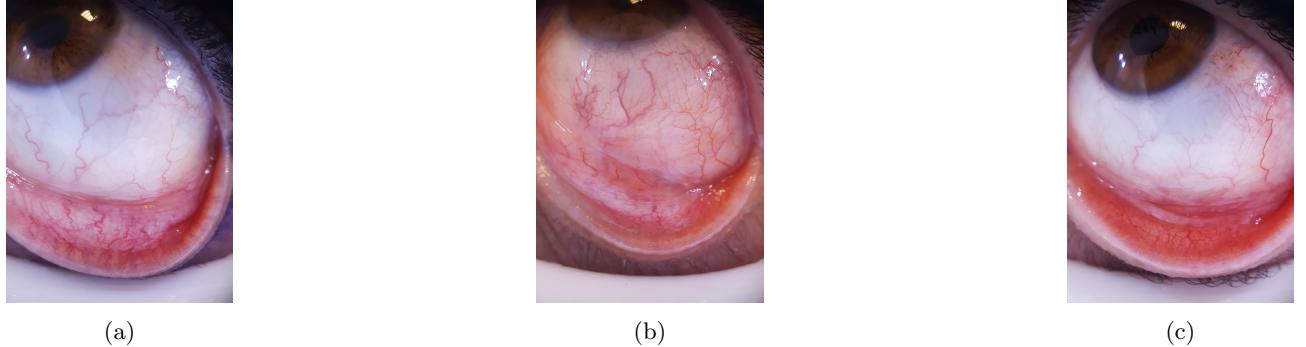


Figura 1: Esempi di foto del dataset

Per definire al meglio la sclera le foto devono avere le caratteristiche presenti nella figura 1:

1. palpebra inferiore tirata verso il basso
2. iride verso l'alto
3. luce e saturazione standardizzate

2.1.1 Algoritmi utilizzati

Per la segmentazione delle immagini si sono utilizzate diverse tecniche come la sogliatura, le norm-cut e la segmentazione basata sul colore. Lo script utilizzato include funzioni per la segmentazione delle immagini e l'analisi basata sulle regioni.

2.1.2 Algoritmo per la creazione della maschera attraverso il modello RGB

La sogliatura viene applicata a ciascun canale di colore individualmente utilizzando differenti valori di soglia e alla tolleranza, infine canali di colore vengono moltiplicati insieme per creare una maschera.



Figura 2: Creazione della maschera attraverso le soglie applicate ai grigi del modello RGB

2.1.3 Algoritmo per la creazione della maschera attraverso l'indice normalizzato di taglio (NCUT)

L'algoritmo nCut è un algoritmo di segmentazione che si basa sulla teoria dei grafi([1]). Dopo aver calcolato l'indice normalizzato di taglio (Ncut) per segmentare un'immagine in diversi segmenti, si manterrà il segmento più chiaro che si trova sopra una determinata soglia y . Questo per evitare di includere nella sezione parti dell'apparecchio utilizzato per fare le foto.

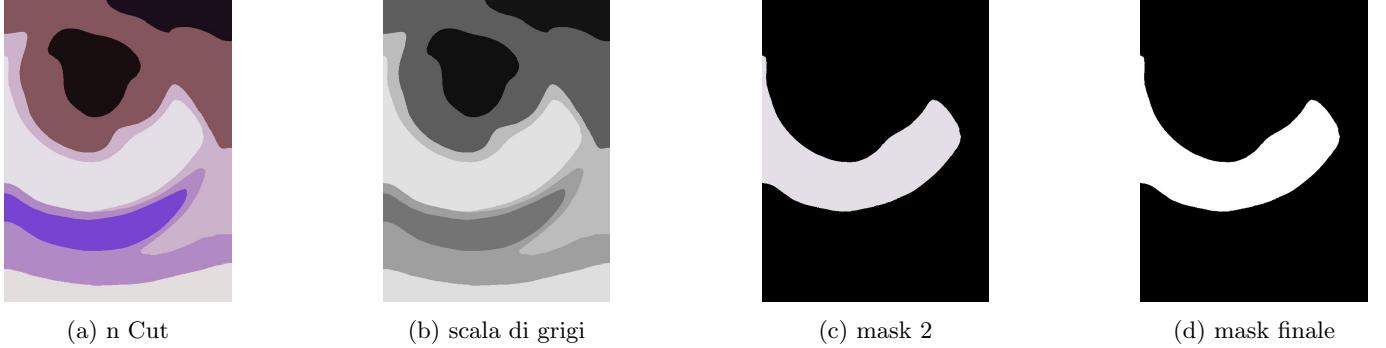
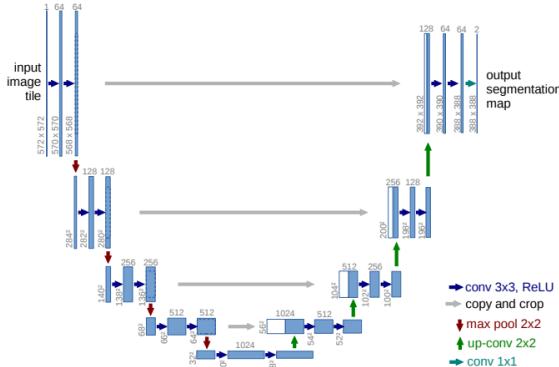


Figura 3: maschera creata attraverso l'ncut e filtri basati sulle aree

Le maschere ottenute vengono infine moltiplicate e applicate all’immagine originale, così da poter essere utilizzate nel modello di deep learning per i vasi sanguigni.

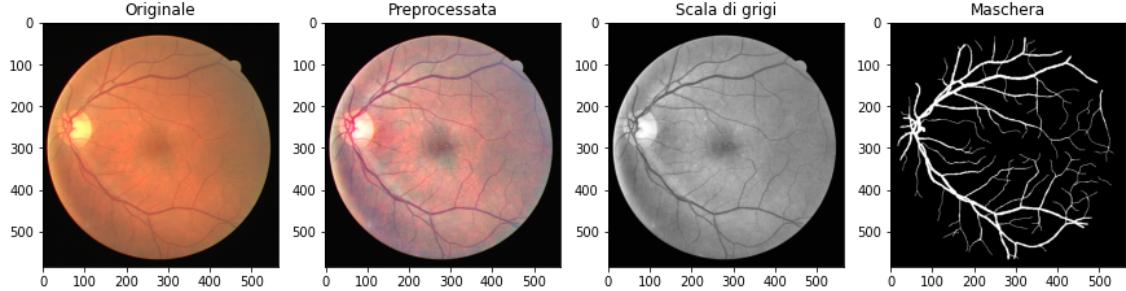
2.2 Segmentazione automatica dei vasi sanguigni tramite deep learning

Per ottenere una segmentazione accurata dei vasi sanguigni della sclera, abbiamo adottato l’architettura di rete neurale U-Net [3]. U-Net è ampiamente utilizzata per la segmentazione semantica di immagini mediche grazie alla sua capacità di apprendere feature di diverse scale. La architettura di U-Net è a forma di U ed è composta da due parti principali: l’encoder, che riduce progressivamente la dimensione delle feature map tramite convoluzioni e max pooling, e il decoder, che ripristina la dimensione originale delle feature map attraverso operazioni di up-sampling e concatenazione con le corrispondenti feature map dell’encoder.



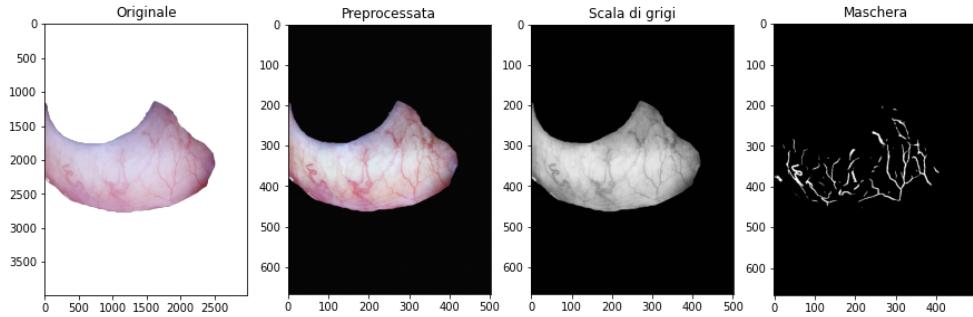
(a) Architettura U-net. Immagine presa da [3].

Per addestrare la rete U-Net per la segmentazione dei vasi sanguigni della sclera, abbiamo utilizzato come base di partenza il dataset e il codice fornito da [4]. Le immagini sono state preprocessed per migliorare la visibilità dei vasi sanguigni e per ridurre il rumore e convertite in scala di grigi. Successivamente, ogni immagine del dataset [4] viene suddivisa in tante piccole immagini di dimensione arbitraria 48x48 (che è il vero input della rete).

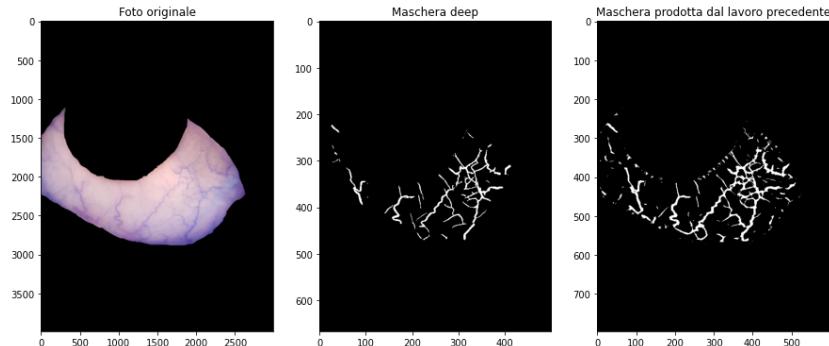


(a) Immagini del training set utilizzate per addestrare il modello.

Scelta la giusta combinazione di iperparametri, si sono generate infine le maschere per il dataset Eyes-defy-anemia¹.



(a) Maschera prodotte per il dataset Eyes-defy-anemia tramite U-Net.



(a) Confronto tra maschera deep e maschera prodotta da [2]

E' possibile notare come le due maschere (deep e quella di [2]) siano molto simili tranne che per alcune differenze:

- la maschera deep presenta meno rumore rispetto a quella di [2];
- la maschera deep segmenta i vasi in maniera più sottile rispetto a [2].

2.3 Feature engineering e analisi statistica

Durante il processo di feature engineering, abbiamo cercato di condurre un'analisi più statistica del task per ottenere una maggiore comprensione delle relazioni sottostanti nei dati. Grazie a ciò, abbiamo introdotto nuove variabili in grado di fornire ulteriori informazioni rilevanti per il modello predittivo. Tra queste nuove features, abbiamo utilizzato i quantili e la deviazione standard. L'aggiunta dei quantili (25, 50 e 75) come features ci ha permesso di catturare informazioni sulla distribuzione dei vari canali in modo differente dalla media. Inoltre, abbiamo incluso la deviazione standard per catturare l'entità della variazione del colore rispetto alla media dei vari canali. Entrambe queste nuove feature sono state analizzate tenendo in considerazione anche la differenza presente tra vasi e parte bianca. Le feature testate e risultati migliori nella costruzione dei modelli sono:

¹<https://ieee-dataport.org/documents/eyes-defy-anemia>

Feature	Descrizione
vessels density	Densità dei vasi sanguigni rispetto a tutta la sclera
rg vessels	Media di R-G solo sui vasi sanguigni
diff rg dev. std.	Differenza tra vasi e parte bianca della dev. std. di R-G
a* vessels	Media di A* solo sui vasi sanguigni
diff a*	Differenza di A* tra vasi e parte bianca
a* sclera dev. std.	Dev. std. di A* solo della parte bianca
sclera quantile R	50° quantile del canale R della parte bianca
vessels quantile L	75° quantile del canale L dei vasi sanguigni
diff blue quantile	Differenza del 75° quantile del canale B tra i vasi e la parte bianca

3 Risultati

Algoritmo	Pearson	P	R	F1	F2
SVM Linear	0.728	83.6	86.8	83.4	84.9
KNN	0.681	76.7	72.0	71.6	71.2
Random forest	0.789	80.0	75.1	79.0	73.7
Adaboost	0.669	78.9	85.4	79.6	82.3
SVM Polynomial	0.635	82.5	83.3	79.5	80.4

Tabella 1: Migliori risultati per ciascun algoritmo di classificazione con maschera deep.

Modello	Precision	Recall	F1	F2
Deep	83.6	86.8	83.4	84.9
Sclera [1]	74.6	90.1	80.1	86.4
Vasi [2]	57.6	95.0	71.4	83.8

Tabella 2: Confronto tra il modello proposto, Sclera [1] e Vasi [2] negli algoritmi migliori (metrica f2 massimizzata).

I risultati sono stati ottenuti sul validation set effettuando la cross validation con fold=5. Le metriche da tenere maggiormente in considerazione sono la F1 ed F2 (soprattutto la F2) che rispettivamente indicano una media armonica tra precisione e recall (F1) e una media armonica dando più peso alla recall (F2). Nel task in questione la F2 è più interessante perché è meglio trovare più falsi positivi (non anemici che vengono etichettati erroneamente come anemici) piuttosto che falsi negativi (veri anemici che vengono etichettati erroneamente come non anemici). I migliori risultati sono stati ottenuti con la SVM Linear.

Conclusioni e sviluppi futuri

Lo studio sull'anemia con l'approccio deep ha portato a risultati promettenti. Il nostro approccio si è dimostrato più stabile rispetto ai lavori precedenti, con valori simili di F1 ed F2, indicando un buon equilibrio tra precisione e richiamo nella diagnosi. Tuttavia, ci sono ancora opportunità per migliorare ulteriormente il nostro modello, infatti ci siamo accorti che utilizzando le nostre maschere solamente nei pazienti anemici e quelle fornite da [2] nei pazienti non anemici, il modello riusciva a fornire prestazioni superiori anche rispetto a [1] nella F2 (superando anche il 90%): questo fornisce indicazioni che è possibile migliorare ulteriormente la generazione delle maschere cercando di unire i due algoritmi.

Un possibile sviluppo futuro potrebbe essere l'utilizzo di altre features derivanti dall'analisi statistica, come la trasformata di Fourier, al fine di estrarre informazioni sulle frequenze dalle immagini.

Riferimenti bibliografici

1. Dipalma A. Automatic sclera segmentation for disorders diagnosis: a novel algorithm and a pilot study on anemia detection. Tesi 2020.
2. Camporeale MG. Stima dell'anemia attraverso i vasi sanguigni della sclera. Tesi 2020.
3. Olaf Ronneberger Philipp Fischer TB. StimU-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Paper 2015.
4. Z. Y. Eye3DVas: three-dimensional reconstruction of retinal vascular structures by integrating fundus image features. In: *Frontiers in Optics*. 2020.