



UNIVERSITÀ DI PARMA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA E ARCHITETTURA

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria dei Sistemi Informativi

Addestramento di una rete neurale encoder-decoder con dati limitati per la segmentazione del femore fetale da immagini ecografiche

*Training an encoder-decoder neural network with limited data
for fetal femur segmentation from echographic images*

CANDIDATO:
Dmitri Ollari Ischimji

RELATORE:
Prof. Claudio Ferrari

Dedicato a Diego

Indice

1	Introduzione	7
2	Lavori correlati	9
2.1	Segmentazione	9
2.2	Fully Convolutional Network	10
2.3	U-Net	11
2.3.1	U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation	11
2.4	Segmentazione ossea	12
2.5	Segmentazione di vasi sanguigni	12
3	Metodi	15
3.1	Dati	15
3.2	Etichettatura	18
3.3	Modello	18
3.3.1	Convoluzione	19
3.3.2	Max pooling	19
3.3.3	Encoder	20
3.3.4	Bridge	20
3.3.5	Decoder	21
3.3.6	Output	21
3.4	Rimozione sliding window	21
3.5	Modifica Encoder-Decoder	22
3.6	Metriche	23
3.6.1	Dice BCE Loss	24
3.6.2	Intersection over Union(IoU)	25
3.7	Validazione del modello	25
4	Risultati sperimentali	27
4.1	Addestramento	27

5 Conclusioni	33
Bibliografia	35

Elenco delle figure

2.1	Segmentazione semantica	9
2.2	CNN	10
2.3	U-Net	11
3.1	Esempio di data augmentation	17
3.2	Dice Loss	24
3.3	Cross-validation	25
4.1	Addestramento del modello	27
4.3	Errore e accuratezza della seconda porzione di dati	28
4.4	Errore e accuratezza della terza porzione di dati	28
4.2	Errore e accuratezza della prima porzione di dati	28
4.5	Errore e accuratezza della quarta porzione di dati	29
4.6	Errore e accuratezza della quinta porzione di dati	29
4.7	Immagine originale	30
4.8	Segmentazione manuale	30
4.9	Segmentazione del modello	30
4.10	Distribuzione Intensità dei pixel della segmentazione manuale	31
4.11	Distribuzione Intensità dei pixel della segmentazione del modello	31
4.12	Confronto tra la segmentazione manuale e quella del modello	31
5.1	Correlazione tra luminosità e peso alla nascita	33

Elenco delle tabelle

3.1	Encoding e Decoding originale	22
3.2	Encoding e Decoding modificati	23

Capitolo 1

Introduzione

La segmentazione semantica riveste un ruolo cruciale nell'ambito dell'analisi delle immagini mediche, consentendo d'identificare e isolare strutture anatomiche d'interesse. Questa tesi si concentra sull'applicazione di reti neurali convoluzionali (CNN) e, in particolare, sull'utilizzo dell'architettura U-Net per eseguire la segmentazione binaria d'immagini ecografiche fetali al fine di estrarre e delineare i femori.

Le immagini ecografiche fetali rappresentano una sfida complessa nell'ambito della segmentazione, richiedendo un'accurata identificazione delle strutture anatomiche, come i femori, per fini diagnostici e monitoraggio della crescita fetale. La segmentazione binaria semantica si concentra sull'etichettare pixel specifici dell'immagine associati ai femori, consentendo una comprensione dettagliata delle strutture anatomiche in esame.

L'approccio adottato in questa tesi si basa sull'utilizzo della rete neurale convoluzionale U-Net, una struttura architettonica nota per la sua efficacia nella segmentazione d'immagini biomediche. La peculiarità di U-Net risiede nella sua capacità di catturare dettagli locali mantenendo, allo stesso tempo, una visione globale dell'immagine, rendendola particolarmente adatta per problemi di segmentazione dettagliata come l'estrazione dei femori dalle ecografie fetali.

Attraverso l'analisi, l'implementazione e l'ottimizzazione di questa architettura, il lavoro si propone di migliorare l'accuratezza e l'efficienza della segmentazione, fornendo uno strumento affidabile per l'identificazione automatica dei femori nelle immagini ecografiche fetali. L'obiettivo è quello di apportare un contributo positivo all'avanzamento delle tecnologie di estrazione delle informazioni dalle immagini ecografiche fetali, automatizzando e facilitando una valutazione più precisa della crescita fetale allo scopo di analizzare la densità minerale ossea fetale (BMD).

Capitolo 2

Lavori correlati

2.1 Segmentazione

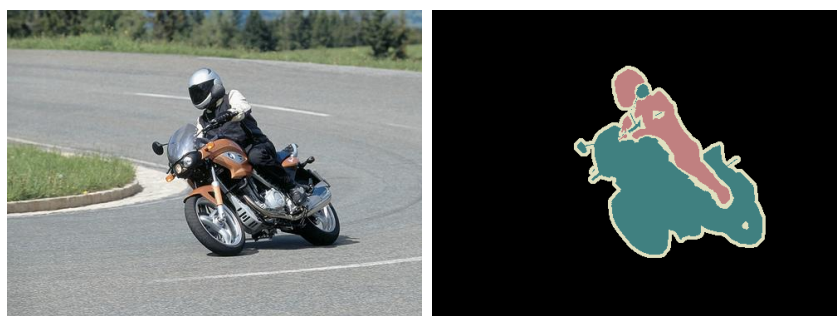


Figura 2.1: Segmentazione semantica

La segmentazione semantica rappresenta un campo di grande interesse e rilevanza nell'ambito dell'elaborazione delle immagini e della visione artificiale. Questa tecnica si distingue per la sua capacità d'interpretare il contenuto delle immagini a un livello semantico, andando oltre la semplice divisione dell'immagine in regioni omogenee basate su caratteristiche visive come il colore o la texture. Nello specifico, la segmentazione semantica si prefigge l'obiettivo di attribuire un'etichetta semantica a ogni singolo pixel dell'immagine, consentendo così d'identificare e categorizzare le diverse parti che compongono la scena. L'obiettivo principale della segmentazione semantica è quello di fornire una comprensione approfondita del contenuto visivo presente in un'immagine. Ciò si traduce nella capacità d'identificare e categorizzare oggetti e regioni, rendendo possibile un'analisi dettagliata e una migliore interpretazione dei dati visivi. Un esempio di applicazione della

segmentazione semantica la si può visionare nella figura 2.1, in questo caso l'obiettivo della segmentazione era quello di estrapolare le informazioni relative al motociclista in una classe e le informazioni relative al veicolo in un'altra classe, separando entrambe le classi dallo sfondo.

2.2 Fully Convolutional Network

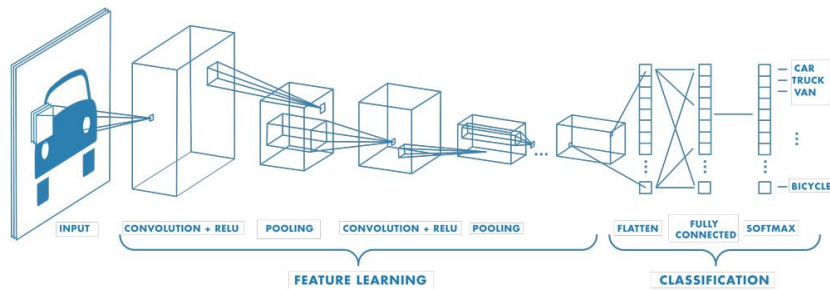


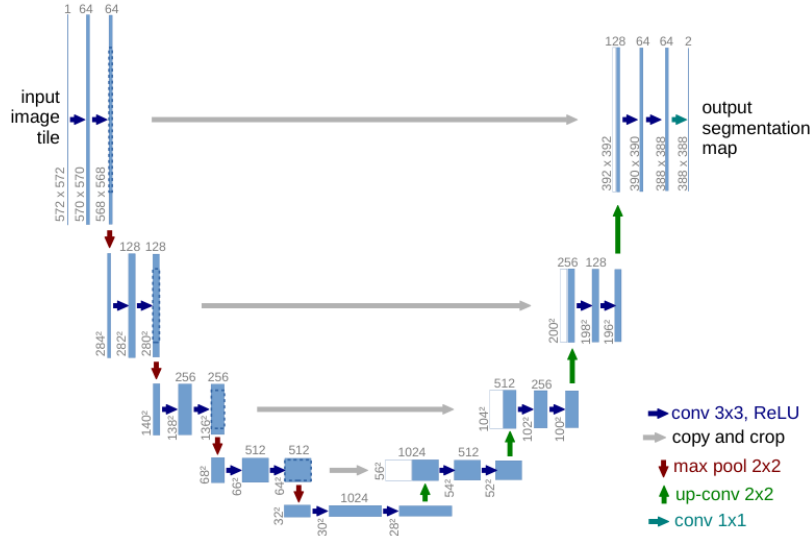
Figura 2.2: CNN

L'articolo *Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation* [Long et al., 2015] propone l'utilizzo di una tipologia di reti neurali convoluzionali (CNN) che permettono grazie all'assenza di layer completamente connessi di elaborare immagini di qualunque dimensione. Questa nuova tipologia di reti migliora notevolmente le capacità di apprendimento delle reti neurali permettendo di produrre mappe di segmentazione più precise grazie alla loro capacità di apprendimento d'informazioni spaziali.

Le motivazioni riguardanti l'ampio utilizzo nel settore della *computer vision* sono legate all'assenza di strati completamente connessi (lineari) che vincolano l'ingresso alla medesima grandezza per ogni singola immagine, permettendo di fornire in ingresso l'intera immagine e non frammenti della stessa così da aumentare l'apprendimento spaziale della rete.

Questa maggior flessibilità comporta un addestramento libero da limitazioni sull'ingresso comportando una maggiore tolleranza agli errori e al rumore rendendo questa tipologia di reti particolarmente adatte a contesti poveri di dati.

2.3 U-Net



Il modello *U-Net* ha dimostrato di ottenere risultati di segmentazione di alta qualità su diverse applicazioni biomedicali con un numero limitato d'immagini di addestramento, rendendolo uno strumento fondamentale per la segmentazione semantica in ambito biomedico.

2.4 Segmentazione ossea

Il lavoro *Towards whole-body CT Bone Segmentation* [Klein et al., 2018] costituisce un'importante analisi volta a sviluppare metodi e algoritmi avanzati per la segmentazione ossea in immagini ottenute tramite tomografia computerizzata (TC) di tutto il corpo. Il documento si concentra sull'importanza della segmentazione ossea nell'ambito medico per diagnosticare condizioni patologiche e condurre analisi dettagliate del tessuto osseo.

Il contributo principale dell'articolo consiste nella valutazione di approcci innovativi e nell'ottimizzazione di tecniche algoritmiche per identificare e isolare accuratamente le strutture ossee nelle immagini TC. Sottolinea l'utilizzo di metodologie avanzate di elaborazione delle immagini e l'applicazione di algoritmi di visione artificiale e machine learning per ottenere una segmentazione precisa.

L'articolo è rilevante nell'ambito dell'informatica medica in quanto evidenzia l'applicazione di soluzioni informatiche per l'analisi approfondita delle immagini mediche, sottolineando l'importanza delle tecniche di segmentazione ossea per fini clinici e di ricerca biomedica.

2.5 Segmentazione di vasi sanguigni

L'articolo *Accurate Retinal Vessel Segmentation via Octave Convolution Neural Network* [Fan et al., 2020] propone un approccio innovativo per la segmentazione precisa dei vasi sanguigni retinici utilizzando le reti neurali a convoluzione ottava. Questa segmentazione è un'importante fase nell'analisi delle immagini retiniche in ambito medico.

L'articolo esamina il vantaggio delle reti neurali a convoluzione ottava, un tipo di rete neurale che sfrutta differenti frequenze spaziali per catturare dettagli a diverse scale. Questo approccio consente di migliorare la segmentazione dei vasi sanguigni retinici, consentendo una migliore comprensione e diagnosi di patologie oculari.

Il lavoro si concentra sull'efficacia delle reti neurali a convoluzione ottava nel rilevare e isolare i vasi sanguigni della retina, evidenziando come

questo approccio abbia portato a risultati più accurati rispetto a metodi convenzionali.

In conclusione, l'articolo *Accurate Retinal Vessel Segmentation via Octave Convolution Neural Network* costituisce un contributo significativo nell'ambito della segmentazione vascolare retinica, evidenziando l'efficacia delle reti neurali a convoluzione ottava e la loro importanza nella diagnostica medica.

Capitolo 3

Metodi

3.1 Dati

Tutti i dati provengono da analisi ecografiche effettuate presso **Azienda Ospedaliera Universitaria Parma**, sono stati raccolti nel periodo compreso tra **Aprile 2022** e **Gennaio 2023** da un team di **medici esperti** e sono stati applicati dei parametri per standardizzare le immagini raccolte:

- Indice di massa corporea (BMI)
- Età
- Problematiche durante la gravidanza
- Problematiche dopo la gravidanza
- Femore centrato nell'inquadratura

Le immagini hanno subito un processo di *preprocessing* aggiuntivo per uniformare le dimensioni e la risoluzione. In particolare, sono state ridimensionate a immagini $1280px$ **di larghezza** e $876px$ **di altezza**.

Inoltre data che il problema è categorizzato come problema di segmentazione semantica binomiale, si è scelto di convertire le immagine da **RGB** a immagini in **scala di grigi** per ridurre la complessità del problema e per ridurre il quantitativo di dati necessari per l'addestramento della rete.

Sono state realizzate manualmente delle **maschere** di segmentazione per ogni immagine, in modo da avere un *ground truth* da confrontare con le predizioni del modello.

Data la scarsa quanti di dati a disposizione per l'addestramento della U-Net, si è scelto di utilizzare alcune tecniche di *data augmentation* per aumentare la quantità di dati a disposizione. In particolare si è scelto di

utilizzare le seguenti tecniche applicate in modo casuale per ogni coppia **immagine-maschera**

- *Flip* orizzontale e verticale
- *Rotazioni* di 35°
- *Rumore* Gaussiano

Queste tecniche di *data augmentation* migliorano notevolmente le segmentazioni ottenute mediante la rete U-Net e rendono la rete più robusta a variazioni di luce e a rumore presente nelle immagini.

L'ottimo risultato ottenuto è in buona parte dovuto alla *data augmentation* effettuata nella fase di addestramento del modello, la *data augmentation* ha migliorato l'adattabilità a contesti non controllati migliorando così la generalizzazione del modello.

Come si può notare dalla Figure 3.1 la *data augmentation* è stata effettuata in modo casuale per ogni coppia **immagine-maschera** ed è stata applicata solo nella fase di addestramento, lasciando così invariate le immagini inerenti al controllo del modello.

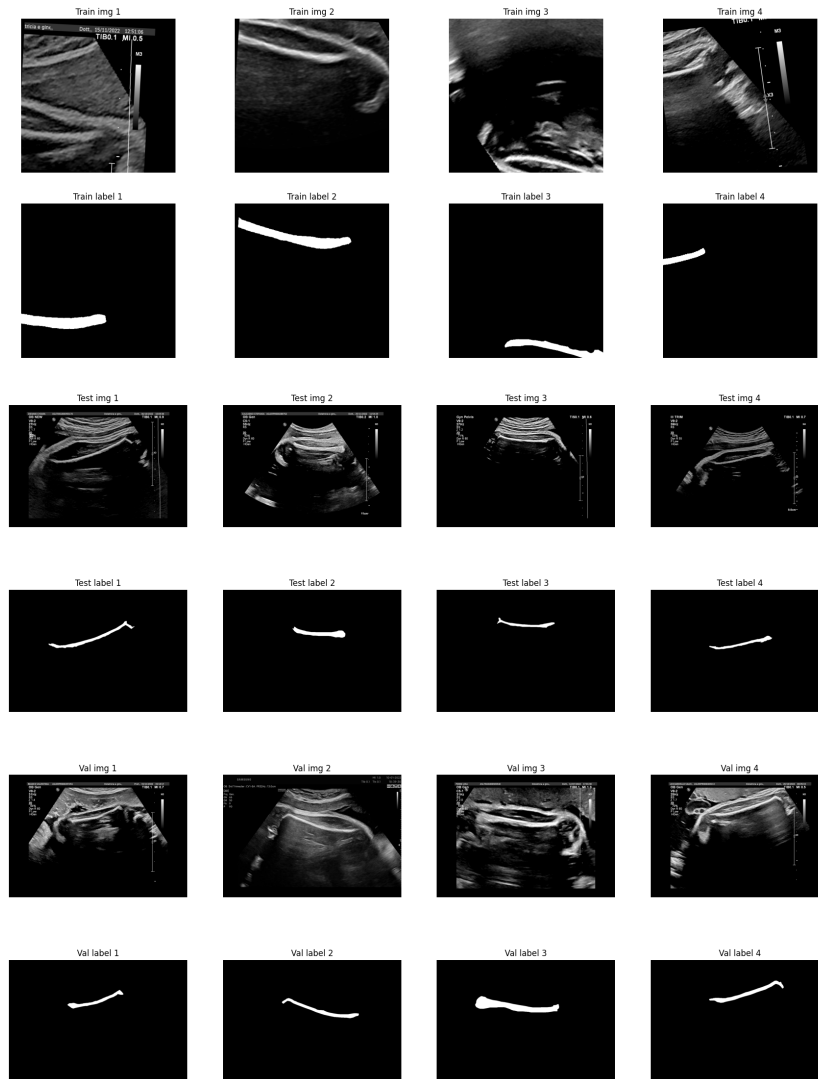


Figura 3.1: Esempio di data augmentation

3.2 Etichettatura

Le immagini utilizzate per l'addestramento della rete sono state fornite da **Azienda Ospedaliero-Universitaria di Parma** e sono state etichettate manualmente mediante l'uso di un software di etichettatura chiamato **LabelMe** [Wada, 2023].

Il processo di etichettatura delle immagini prevede per ogni immagine l'applicazione di indicatori che delimitano il perimetro del femore, potendolo così isolare dal resto dell'immagine.

3.3 Modello

Il modello dal quale si è partiti prende il nome di **U-Net** (Figure 2.3), la sua realizzazione iniziale è stata effettuata seguendo lo studio di Olaf Ronneberger, Philipp Fischer e Thomas Brox del 2015 [Ronneberger et al., 2015].

Lo studio propone un'architettura di rete neurale convoluzionale per la segmentazione semantica di immagini biomediche, classificando ogni singolo pixel dell'immagine in una delle varie categorie del problema analizzato, la rete convoluzionale emersa da questa analisi rimane tutto'oggi una delle più utilizzate in ambito medico per la segmentazione semantica data la sue performace e la sua versatilità.

L'implementazione iniziale ricalca il modello realizzato da Olaf Ronneberger, Philipp Fischer e Thomas Brox, utilizzando il framework **PyTorch** [Team,] come base per la realizzazione della rete.

L'architettura proposta da Olaf Ronneberger, Philipp Fischer e Thomas Brox è composta di 4 parti principali:

- **Encoder:** Visionabile graficamente come la parte discendente della U-Net
- **Bridge:** Visionabile graficamente come la linea di congiunzione fra la parte discendente e la parte ascendente della U-Net
- **Decoder:** Visionabile graficamente come la parte ascendente della U-Net
- **Output:** Visionabile graficamente come l'ultimo layer della U-Net

Le applicazioni che si appoggiano a modelli derivati dall'architettura U-net dominano settori come la medicina e la biologia, in particolare la segmentazione di immagini biomediche, come la segmentazione di immagini ecografiche, la segmentazione di immagini TC e la segmentazione di immagini RM.

Le cause principali di tale successo possono essere ricondotte a:

- **Segmentazione dettagliata:** U-Net è in grado di produrre segmentazioni dettagliate e precise grazie alle sue innovative "skip connections" che permettono al modello di catturare sia i dettagli di basso livello che il contesto di alto livello.
- **Architettura compatta:** Nonostante la sua capacità di catturare dettagli, il modello è relativamente snello e può essere addestrato con successo anche con dataset di dimensioni moderate.
- **Adattabilità:** U-Net è stata originariamente concepita per applicazioni mediche, ma si è dimostrata estremamente versatile e può essere utilizzata con successo in una vasta gamma di contesti.

Ovviamente, come ogni modello, U-Net ha anche alcuni svantaggi. Il principale è la necessità di un dataset di addestramento ampio e accuratamente etichettato. Questo aspetto può essere un ostacolo, soprattutto in contesti in cui la disponibilità di dati è limitata. Inoltre, U-Net richiede una quantità significativa di memoria per memorizzare i pesi del modello, il che può diventare un problema quando si lavora con immagini ad alta risoluzione.

3.3.1 Convoluzione

La convoluzione è una delle operazioni fondamentali utilizzate nelle reti neurali convoluzionali per estrarre le caratteristiche significative da un'input, la convoluzione coinvolge un filtro (o kernel) e l'input su cui si applica.

Il processo di convoluzione consiste nell'aggiungere ogni elemento di un'immagine al suo vicino, pesando ogni singola operazione mediante l'utilizzo del filtro(o kernel) il calcolo della feature map di uscita è calcolata come segue:

$$\left(\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \right) [2, 2] = \quad (3.1)$$

$$= (i \cdot 1) + (h \cdot 2) + (g \cdot 3) + (f \cdot 4) + (e \cdot 5) + (d \cdot 6) + c \cdot 7 + (b \cdot 8) + (a \cdot 9) \quad (3.2)$$

3.3.2 Max pooling

Il *max pooling* è un'operazione chiave all'interno della rete U-Net e delle reti neurali convoluzionali (CNN) in generale.

Il *max pooling* è utilizzato per ridurre la dimensione delle feature map, consentendo di ridurre la complessità del problema da approssimare, comportando una maggior resistenza all'*overfitting*, migliorando la capacità di ge-

neralizzazione del modello e di ottenere una rappresentazione più invariante rispetto alle piccole variazioni spaziali nell'input.

3.3.3 Encoder

La fase di *encoding* è la prima fase della rete U-Net, composta da una serie di strati di convoluzione(3.3.1) e max pooling(3.3.2) che riducono progressivamente la dimensione spaziale dell'immagine mentre aumentano il numero di canali di *features*.

Nello specifico, la fase di *encoding* è composta da 3 parti principali:

- **Strato iniziale:** Questo strato applica diverse operazioni di convoluzione ai dati di input per estrarre le caratteristiche di basso livello, come bordi e texture. Queste operazioni iniziali consentono al modello di comprendere dettagli fondamentali dell'immagine.
- **Downsampling:** Dopo lo strato iniziale, la fase di encoding utilizza operazioni di max pooling o convoluzione con un passo (stride) superiore a 1 per ridurre la dimensione delle feature map. Questo processo di downsampling riduce la risoluzione spaziale, ma aumenta il numero di canali delle feature, catturando informazioni di livello superiore. Ogni strato di downsampling estrae caratteristiche sempre più astratte e globali dall'immagine.
- **Strati intermedi:** Nel cuore della fase di encoding si trovano gli strati intermedi. Questi strati applicano operazioni di convoluzione multiple con l'obiettivo di catturare caratteristiche di complessità crescente. A ogni strato intermedio, le feature map si allargano, consentendo al modello di comprendere dettagli più ampi e contestuali. Questi strati intermedi sono cruciali per l'acquisizione di informazioni di alto livello.

3.3.4 Bridge

Il *bridge* è un'innovazione dell'architettura U-Net che contribuisce in modo significativo alla precisione della segmentazione delle immagini.

La fase di *bridge* permette di trasferire informazioni rilevanti tra l'encoder e il decoder attraverso skip connections, che consentono il trasferimento di informazioni rilevanti. Questo approccio multi-scala è fondamentale per ottenere una segmentazione precisa delle immagini, poiché consente al modello di considerare dettagli sia di basso che di alto livello durante il processo di segmentazione.

3.3.5 Decoder

Nella rete U-Net, la fase di decoding é responsabile della ricostruzione dell'immagine segmentata a partire dalle informazioni estratte durante l'encoding. Questa fase é fondamentale per ottenere una segmentazione di alta qualità.

Le fasi principali del *decoder* sono:

- **Upsampling:** La fase di decoding inizia con l'operazione di upsampling, che serve a ripristinare gradualmente la dimensione delle feature map ai livelli originali dell'immagine. Ciò viene fatto utilizzando operazioni come la trasposta della convoluzione (deconvoluzione) o l'interpolazione bilineare. L'obiettivo è ottenere feature map di dimensioni compatibili con quelle dell'immagine di input.
- **Skip Connections:** Un aspetto distintivo della U-Net sono le skip connections, o connessioni di salto. Queste connessioni collegano le feature map estratte durante l'encoding alle corrispondenti feature map nella fase di decoding. Ciò consente di combinare informazioni multi-scala, in modo che il modello possa accedere sia a dettagli fini che a contesto di alto livello. Le skip connections sono fondamentali per migliorare la precisione della segmentazione.
- **Convoluzione nel Decoding:** Dopo l'upsampling e l'integrazione delle skip connections, vengono applicate operazioni di convoluzione per raffinare ulteriormente le feature map. Queste convoluzioni possono avere lo scopo di "mescolare" le informazioni o di catturare dettagli specifici a livelli più alti.

3.3.6 Output

La parte finale della rete U-Net é composta da uno o più strati di convoluzione che riducono la profondità delle feature map alla dimensione desiderata per l'output finale. Questi strati producono l'immagine segmentata in cui ogni pixel è etichettato con la classe di appartenenza (esempio: sfondo, oggetto, ecc.).

3.4 Rimozione sliding window

Grazie agli avanzamenti tecnologici portati avanti negli anni da costruttori hardware e software, si è riusciti a ridurre notevolmente i tempi di elaborazione delle immagini e la grandezza massima delle immagini che possono essere elaborate.

Si è quindi scelto di rinunciare all'approccio sliding window che risulta più conservativo in termini di memoria e di tempo di elaborazione, per un approccio più moderno che sfrutta la potenza di calcolo delle GPU e la loro memoria dedicata notevolmente più grande rispetto alle GPU del passato.

Un *effetto collaterale* riscontrato con l'utilizzo di immagini intere è quello della miglior comprensione spaziale delle immagini da parte della rete, questo effetto è dovuto al fatto che la rete ha a disposizione l'intera immagine e non solo una parte di essa, questo permette alla rete di comprendere meglio il contesto spaziale dell'immagine e di migliorare la segmentazione.

3.5 Modifica Encoder-Decoder

Mediante svariate prove si è notato che aumentando il numero di iterazioni di convoluzione nei vari strati di encoding e decoding, si ottengono risultati migliori in termini di segmentazione a scapito di un aumento del tempo di elaborazione e del consumo di memoria.

Si è quindi scelto di modificare le fasi di *decoding* e di *encoding*:

Layer	In channels	Out channels
Encoder	1	64
Encoder	64	128
Encoder	128	256
Encoder	256	512
Decoder	1024	512
Decoder	512	256
Decoder	256	128
Decoder	128	64

Tabella 3.1: Encoding e Decoding originale

Layer	In channels	Out channels
Encoder	1	16
Encoder	16	32
Encoder	32	64
Encoder	64	128
Encoder	128	256
Encoder	256	512
Decoder	1024	512
Decoder	512	256
Decoder	256	128
Decoder	128	64
Decoder	64	32
Decoder	32	16

Tabella 3.2: Encoding e Decoding modificati

L'idea alla base di questa modifica risiede nel significato intrinseco dell'operazione di convoluzione e di max pooling, aggiungendo iterazioni di convoluzioni, si permette alla rete in primo luogo di estrarre più feature importanti alla classificazione dei pixel e successivamente mediante il max pooling si eliminano le feature meno importanti e si riduce la dimensione delle feature map.

3.6 Metriche

Considerando la tipologia di *task* si è pensato di usare la metrica *Dice* *BCE Loss* per la *loss* e *Intersection over Union* per l'*accuracy*.

Approfondire spiegazioni anche con aggiunta di immagini

3.6.1 Dice BCE Loss

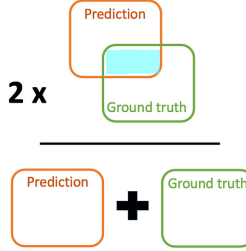
$$\text{Dice} = \frac{2 \times \text{Area of overlap}}{\text{Total area}} = \frac{2 \times \text{Prediction} \cap \text{Ground truth}}{\text{Prediction} \cup \text{Ground truth}}$$


Figura 3.2: Dice Loss

La Dice Loss è una metrica di perdita basata sul coefficiente di Dice, che è una misura della somiglianza tra due campioni. È particolarmente utile per i dati non bilanciati, come è spesso il caso nelle immagini mediche dove la regione di interesse occupa una piccola parte dell'immagine. Il coefficiente di Dice è definito dall'equazione 3.4.

La Binary Cross-Entropy (BCE) Loss è una delle funzioni di perdita più comuni utilizzate nei problemi di classificazione binaria. È particolarmente utile quando i dati di output sono probabilità che variano tra 0 e 1. La BCE Loss misura quanto le predizioni fatte dal modello si discostano dai veri valori (etichette).

$$L = L_{\text{Dice}} + L_{\text{BCE}} \quad (3.3)$$

$$L_{\text{Dice}} = 1 - \frac{2 \sum_i^N p_i g_i + \varepsilon}{\sum_i^N p_i^2 + \sum_i^N g_i^2 + \varepsilon} \quad (3.4)$$

$$L_{\text{BCE}} = -\frac{1}{N} \left[g_i \sum_{i=1}^N p_i + (1 - g_i) \sum_{i=1}^N (1 - p_i) \right] \quad (3.5)$$

Quindi ne risulta che la *loss* sarà calcolata mediante:

$$L = 1 - \frac{2 \sum_i^N p_i g_i + \varepsilon}{\sum_i^N p_i^2 + \sum_i^N g_i^2 + \varepsilon} - \frac{1}{N} \left[g_i \sum_{i=1}^N p_i + (1 - g_i) \sum_{i=1}^N (1 - p_i) \right] \quad (3.6)$$

Dove:

- p_i è il valore di *ground truth*
- g_i è il valore *predetto* dal modello

3.6.2 Intersection over Union(IoU)

Per la metrica dell'accuratezza della segmentazione, è stata utilizzata la metrica *Intersection over Union* (IoU), poichè è una metrica che permette di valutare la capacità di segmentazione del modello facendo il rapporto tra l'area di intersezione tra la maschera predetta e quella di *ground truth* e l'area di unione tra le due maschere, formalmente:

$$\text{IoU} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (3.7)$$

Dove **TP** è il numero di *True Positive*, **FP** è il numero di *False Positive* e **FN** è il numero di *False Negative*.

3.7 Validazione del modello

La *cross-validation* (validazione incrociata) è una tecnica fondamentale nell'ambito del machine learning e dell'addestramento di modelli predittivi. Essenzialmente, la cross-validation è un metodo per valutare le prestazioni di un modello in modo robusto, valutandolo su più insiemi di dati per ottenere stime più affidabili delle sue capacità predittive. Questo processo aiuta a mitigare il rischio di overfitting (sovradattamento) e offre una migliore comprensione delle prestazioni del modello.

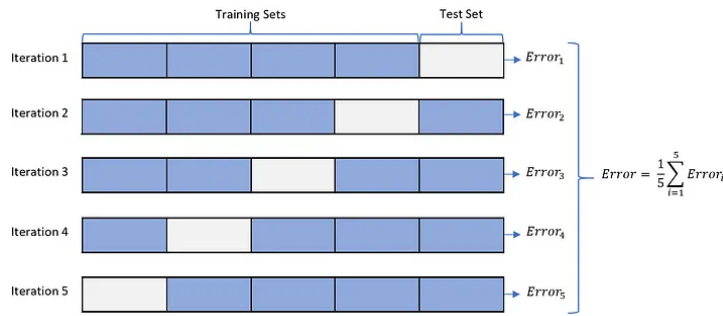


Figura 3.3: Cross-validation

Fornisce stime più affidabili delle prestazioni del modello, riducendo il rischio di ottenere stime di prestazioni spurie a causa di una singola divisione dei dati.

Capitolo 4

Risultati sperimentali

4.1 Addestramento

Il modello è stato addestrato mediante l'uso della *cross-validation* (Figure 3.3) con una suddivisione dei dati in cinque parti uguali (cinque folds).

Essendo una tipologia di apprendimento supervisionata, al modello sono fornite immagini originali e le loro segmentazioni effettuate manualmente.

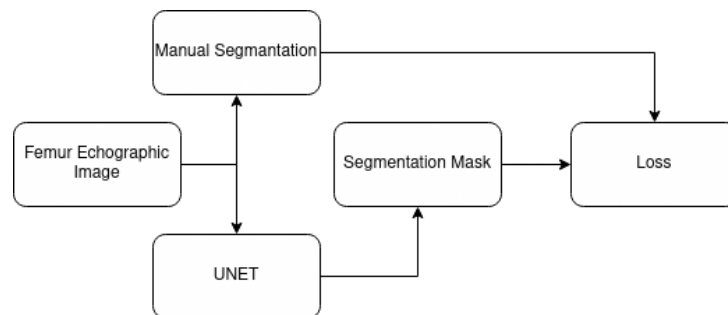


Figura 4.1: Addestramento del modello

Effettuando l'addestramento con 5 folds, il modello viene addestrato 5 volte, ogni volta con un fold diverso, l'errore finale è dato dalla media degli errori ottenuti dalle 5 iterazioni.

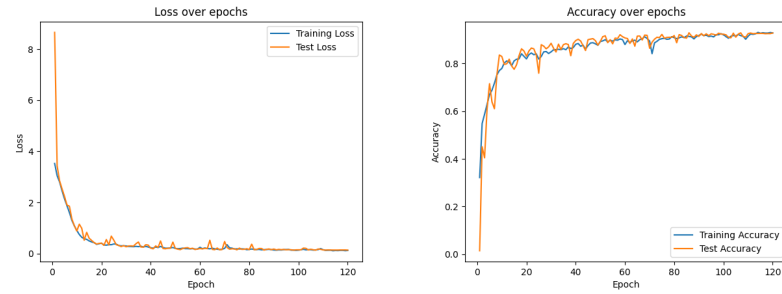


Figura 4.3: Errore e accuratezza della seconda porzione di dati

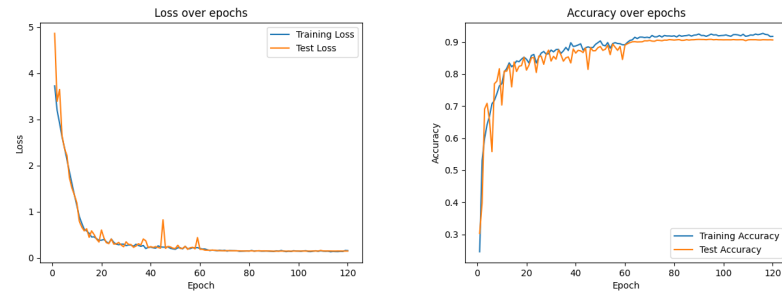


Figura 4.4: Errore e accuratezza della terza porzione di dati

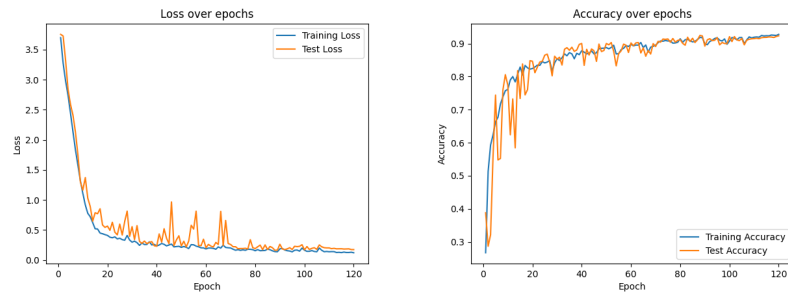


Figura 4.2: Errore e accuratezza della prima porzione di dati

L'**errore** complessivo viene calcolato come media dei singoli errori ottenuti dalle cinque iterazioni mediante la formula 3.6 portando a un errore medio del 7.9%.

Mentre l'**accuratezza** complessiva viene calcolata come media delle singole accuratezze ottenute dalle cinque iterazioni mediante la formula 3.7 portando a un'accuratezza media del 92.1%.

Considerando che questo modello è stato utilizzato in ambito medico per velocizzare e standardizzare la segmentazione dei femori per un'analisi su

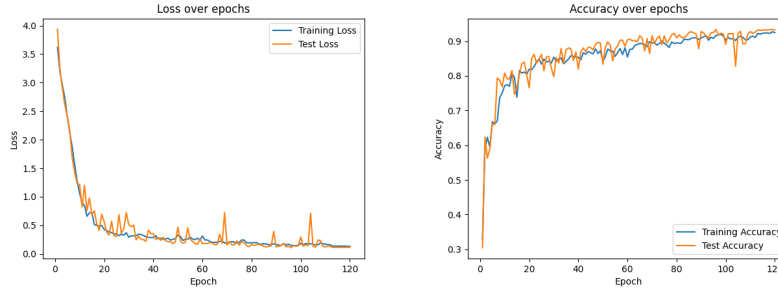


Figura 4.5: Errore e accuratezza della quarta porzione di dati

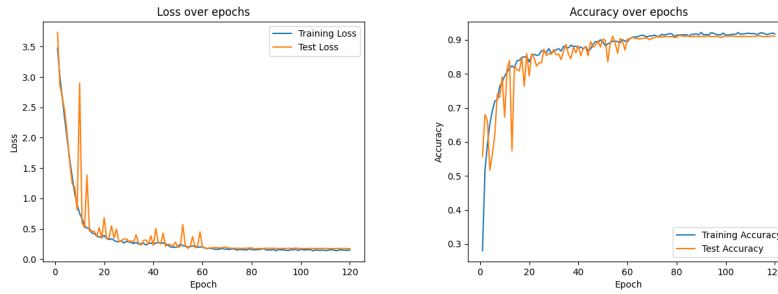


Figura 4.6: Errore e accuratezza della quinta porzione di dati

questi ultimi, oltre ad analisi quantitative, è stato necessario effettuare delle analisi qualitative sulla segmentazione ottenuta dal modello.

Nelle immagini seguenti viene riportato uno delle immagini prese in considerazione per l'addestramento del modello e vengono mostrate le segmentazione manuali, le segmentazioni ottenute dal modello e la differenze nella classificazione dei pixel tra le due segmentazioni.

Partendo da una immagini (Figure 4.7) ottenuta mediante la raccolta dati effettuata dai medici,



Figura 4.7: Immagine originale

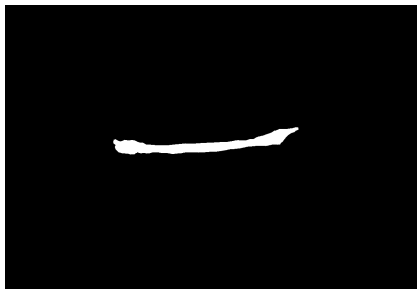


Figura 4.8: Segmentazione manuale



Figura 4.9: Segmentazione del modello

Per sostenere la tesi che il modello riesca a segmentare correttamente le immagini, è stata calcolata la distribuzione dei pixel per confrontare la segmentazione manuale con quella del modello.

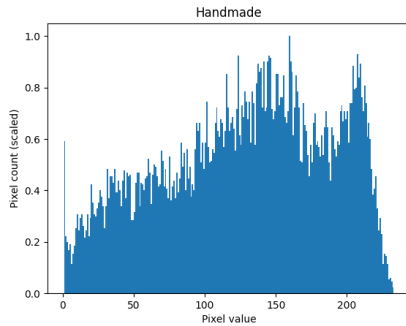


Figura 4.10: Distribuzione Intensità dei pixel della segmentazione manuale

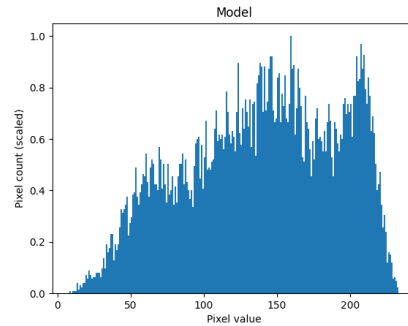


Figura 4.11: Distribuzione Intensità dei pixel della segmentazione del modello

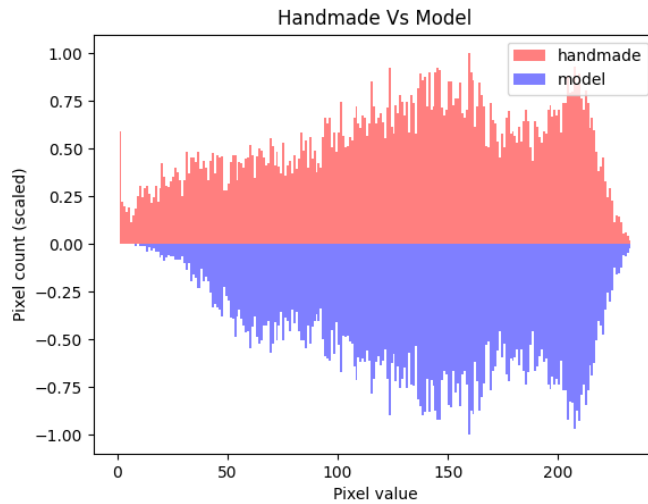


Figura 4.12: Confronto tra la segmentazione manuale e quella del modello

Dai risultati qualitativi e quantitativi si può constatare che il modello ha una performance molto promettente in quanto supera abbondantemente un'accuratezza del 90% e può essere addestrato incrementando il numero d'immagini a disposizione.

Non sono necessari ulteriori segmentazioni manuali ma si possono direttamente sfruttare le nuove immagini raccolte, segmentarle mediante l'uso del modello e utilizzarle per l'addestramento.

Capitolo 5

Conclusioni

Il modello è stato progettato e realizzato per svolgere la segmentazione d'immagini di femori fetali [abs, b] [abs, a]. L'utilizzo del modello permette l'automatizzazione di un compito che altrimenti richiederebbe lo sforzo e il tempo di un professionista che così può svolgere altre attività meno monotone. Nello specifico il modello è stato utilizzato per automatizzare l'estrazione dei pixel relativi al femore di un feto nelle settimane 35-37 di gestazione. I pixel estratti venivano processati per estrarne la luminosità che nelle analisi ecografiche corrisponde alla **densità minerale ossea** o **bone mineral density**(BMD) del femore fetale per correlarlo ai dati relativi al peso di nascita.

È stato rilevato un tendenza di correlazione debole tra luminosità e peso alla nascita. (Figure 5.1)

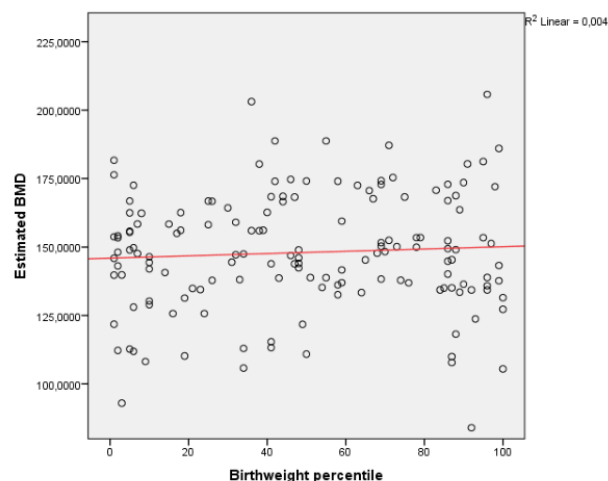


Figura 5.1: Correlazione tra luminosità e peso alla nascita

La rete neurale si è dimostrata capace di riconoscere i pixel contenenti dati relativi all'area del femore, inoltre i dati prodotti dalla rete hanno portato a tenere in considerazione l'utilizzo della rete per analisi successive.

Bibliografia

- [abs, a] Development of an artificial intelligence-based algorithm for the prenatal estimation/quantification of the fetal bone mineral density.
- [abs, b] Prenatal estimation/quantification of the bone mineral density of the fetal femur by means of an artificial intelligence-based algorithm and relationship with birthweight: preliminary results from a pilot study.
- [Fan et al., 2020] Fan, Z., Mo, J., Qiu, B., Li, W., Zhu, G., Li, C., Hu, J., Rong, Y., and Chen, X. (2020). Accurate retinal vessel segmentation via octave convolution neural network.
- [Klein et al., 2018] Klein, A., Warszawski, J., Hillengaß, J., and Maier-Hein, K. H. (2018). Towards whole-body ct bone segmentation. In Maier, A., Deserno, T. M., Handels, H., Maier-Hein, K. H., Palm, C., and Tolxdorff, T., editors, *Bildverarbeitung für die Medizin 2018*, pages 204–209, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- [Long et al., 2015] Long, J., Shelhamer, E., and Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation.
- [Ronneberger et al., 2015] Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation.
- [Team,] Team, P. Pytorch.
- [Wada, 2023] Wada, K. (Sep 25, 2011 – Oct 25, 2023). labelme.