



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione

Corso di Laurea Magistrale in Bioingegneria

Analisi di immagini ecografiche per lo studio dello scorrimento della fascia profonda come biomarcatore nella valutazione delle disfunzioni muscolo scheletriche

Relatore: Prof.ssa Maria Francesca UCCHEDDU

Correlatore: Dott.ssa Lorenza BONALDI

Laureando: Nicole LONGHI

Matricola: 2037822

Anno Accademico 2022-2023

14 Dicembre 2023

“Ammesso che l'onore di essere stata la sede della rivoluzione scientifica possa appartenere di diritto ad un singolo luogo, tale onore dovrebbe essere riconosciuto a Padova”

(H. Butterfield, Harvard University, 1958)

Abstract

Le affezioni muscolo-scheletriche rappresentano una delle principali cause di disabilità a livello globale, ed è fondamentale individuare approcci diagnostici tempestivi efficaci, ponendo particolare attenzione alle condizioni muscolari della schiena, in particolare alla fascia profonda toracolombare, utilizzando il suo scorrimento come biomarcatore. Per valutare il dolore mio-fasciale, spesso si utilizza l'ecografia, ma la sua dipendenza dall'operatore limita l'oggettività dei risultati, poiché la precisione dipende dall'esperienza del medico.

Per superare questo limite, è stato implementato un algoritmo di tracciamento automatico dei pixel basato sull'optical flow denso di Horn & Schunck, particolarmente adatto in situazioni in cui la selezione di feature specifiche nelle immagini ecografiche è complessa. A tal proposito sono stati utilizzati video di 12 pazienti, acquisiti a livello vertebrale L3.

Lo studio ha condotto due importanti fasi di validazione. La prima ha confrontato la valutazione manuale degli spostamenti, gold standard nella pratica clinica, con quella automatica basata sul flusso ottico, convalidando l'efficacia di quest'ultimo. Nella seconda fase, sono stati confrontati i flussi ottici derivanti dai video originali della fascia con quelli generati dai video sintetici generati attraverso un processo di warping.

L'ispezione visiva manuale ha prodotto risultati accettabili sia in termini direzionali che di intensità delle frecce di OF calcolate, mostrando prestazioni soddisfacenti confermate dalla comparazione con una ground truth ottenuta da un video non ecografico di alta qualità e dai valori ottenuti di MAE, MSE e RMSE, rispettivamente di 0.639, 0.596 e 0.772. La validazione del processo di warping ha evidenziato valori di SSIM mediati su tutti i video ecografici e su sequenze di frame iniziali e finali pari a 0.931 ± 0.032 e 0.636 ± 0.054 , sottolineando l'importanza di considerare l'evoluzione temporale degli errori accumulati nel tempo. In questa fase gli indici MAE, MSE, e RMSE mediati sull'intero insieme dei video ecografici sono risultati 0.625 ± 0.180 , 0.693 ± 0.315 e 1.595 ± 0.404 pixel/frame, valori che, rientrando nei limiti di accettabilità stabiliti da una scala di riferimento, evidenziano una prestazione soddisfacente dell'algoritmo.

In conclusione, l'optical flow si configura come uno strumento promettente per valutare lo scorrimento delle strutture fasciali in video ecografici, specialmente nel contesto del mal di schiena. Questo offre una prospettiva innovativa nell'indagine medica, integrando strumenti automatici per migliorare l'oggettività e la precisione della diagnosi, riducendo i rischi legati all'operatore, le tempistiche e i costi sanitari, contribuendo così a una migliore qualità della cura.

Abstract

Musculoskeletal disorders are a major cause of disability globally, and it is critical to identify effective early diagnostic approaches, paying particular attention to the muscular condition of the back, particularly the deep thoracolumbar fascia, using its creep as a biomarker. To assess myofascial pain, ultrasound is often used, but its dependence on the operator limits the objectivity of the results, as accuracy depends on the physician's experience.

To overcome this limitation, an automatic pixel tracking algorithm based on Horn & Schunck's dense optical flow was implemented, which is particularly suitable in situations where the selection of specific features in ultrasound images is complex. For this purpose, videos of 12 patients, acquired at the L3 vertebral level, were used.

The study conducted two major validation phases. The first compared manual displacement assessment, the gold standard in clinical practice, with automatic assessment based on optical flow, validating the effectiveness of the latter. In the second phase, optical streams derived from the original band videos were compared with those generated from synthetic videos generated through a warping process.

Manual visual inspection produced acceptable results in terms of both directional and intensity of the calculated OF arrows, showing satisfactory performance confirmed by comparison with a ground truth obtained from a high-quality non-echo video and the obtained MAE, MSE and RMSE values of 0.639, 0.596 and 0.772, respectively. Validation of the warping process showed SSIM values averaged over all the ultrasound videos and initial and final frame sequences to be 0.931 ± 0.032 and 0.636 ± 0.054 , underscoring the importance of considering the temporal evolution of accumulated errors over time. At this stage, the MAE, MSE, and RMSE indices averaged over the entire set of ultrasound videos were 0.625 ± 0.180 , 0.693 ± 0.315 , and 1.595 ± 0.404 pixels/frame, values that, being within the limits of acceptability established by a reference scale, show a satisfactory performance of the algorithm.

In conclusion, optical flow emerges as a promising tool to assess the flow of fascial structures in ultrasound videos, especially in the context of low back pain. This offers an innovative perspective in medical investigation, integrating automated tools to improve the objectivity and accuracy of diagnosis, reducing operator-related risks, timelines and healthcare costs, thus contributing to better quality of care.

Indice

INTRODUZIONE	1
1. BACKGROUND	3
1.1. Il sistema fasciale.....	3
1.1.1. La fascia profonda, aponeurotica: la fascia Toracolombare.....	6
1.1.2. La lombalgia	8
1.1.3. Biomarcatori nella patologia: gliding tra strati del sistema fasciale.....	9
1.2. L'ecografia	10
1.3. Analisi del movimento della fascia.....	12
1.3.1. Valutazione dei biomarcatori del mal di schiena nella fascia toracolombare	13
1.3.2. Valutazione del gliding in altre strutture fasciali	20
1.3.3. Optical Flow	27
1.3.3.1. Horn & Schunk.....	30
1.3.3.2. Lucas e Kanade.....	31
1.3.3.3. Farneback	33
2. METODOLOGIA PROPOSTA	39
2.1. Acquisizione video ecografici	39
2.2. Scelta dettagli implementativi	40
2.3. Implementazione Optical Flow.....	40
2.4. Confronto tra valutazione manuale delle immagini ecografiche e optical flow	45
2.4.1. Metodi di valutazione manuale	45
2.4.2. Metodo di valutazione dell'optical flow tramite creazione video sintetici: Warping	51
2.5. Metriche di performance.....	55
3. RISULTATI E DISCUSSIONI	61
3.1. Validazione del metodo manuale.....	61
3.1.1. Ispezione qualitativa	61
3.1.2. Ispezione quantitativa	64
3.2. Validazione del metodo di Optical flow tramite creazione di video sintetici	66
3.2.1. Valutazione visiva della qualità del video sintetico	66
3.2.2. Valutazione statistica della qualità del video sintetico.....	74
4. CONCLUSIONI	79
REFERENZE	83

Indice figure

Figura 1: Anatomia della fascia toracolombare [5].	7
Figura 2: La casella bianca indica la regione di interesse ROI all'interno dell'immagine ecografica elaborata con l'algoritmo di cross correlation [16].	13
Figura 3: A sinistra immagine ecografica in scala di grigi del tendine del polso	16
Figura 4: Schema della tecnica SWE [18].	16
Figura 5	17
Figura 6: Immagine SWE della fascia toracolombare del paziente in posizione seduta [20].	18
Figura 7: TVI applicata al trapezio. Fornisce informazioni qualitative sull'avanzamento della contrazione e quindi sulla dinamica della risposta dei tessuti all'interno del muscolo del trapezio [29].	22
Figura 8: Immagine che illustra la metodica descritta: l'optical flow misura la componente del movimento nella direzione dell'intensità luminosa [30].	27
Figura 9: L'immagine 1 raffigura il pixel in posizione iniziale; l'immagine 2 raffigura il pixel al tempo t_1 ; l'immagine 3 illustre il campo degli spostamenti mediante delle frecce che indicano dove si è spostato il pixel nel tempo [30].	28
Figura 10: rappresentazione spaziale dello spostamento del pixel in due frame successivi [33].	29
Figura 11: Piramide di Farneback [37].	34
Figura 12: Come accedere alle informazioni riguardo al flusso ottico calcolato.	42
Figura 13: Visualizzazione di $flow.V_x$, ovvero la componente orizzontale dell'optical flow. Come si può osservare i numeri compongono un movimento ondulatorio che richiama la fascia, in quanto gli spostamenti vengono visualizzati solo dove i pixel si muovono da un frame a quello successivo. Se i pixel rimangono fermi verrà contato 0.	43
Figura 14: Visualizzazione delle frecce di optical flow sul frame di partenza.	44
Figura 15: Jet colormap dell'entità degli spostamenti rilevati dall'optical flow.	45
Figura 16: Selezione della ROI.	47
Figura 17: Video utilizzato per validare la procedura manuale.	48
Figura 18 : Tracking manuale di un pixel in movimento. (A) coordinate iniziali. (B) coordinate finali.	49
Figura 19: Matrici ottenute dalla funzione meshgrid. (A) raffigura la matrice X, (B) raffigura la matrice Y.	53
Figura 20: Calcolo MSE in Matlab.	57
Figura 21: Calcolo MAE in Matlab.	58
Figura 22: Calcolo RMSE in Matlab.	59
Figura 23: Confronto movimento effettivo con quello rilevato dall'optical flow. Video TLF_ROI7.mp4. Le immagini presentate illustrano il primo (A) e ultimo frame (B) della sequenza del video in esame, di durata 30 secondi. (C) raffigura un diagramma die vettori spostamento/velocità complessivi generati dal flusso ottico, che forniscono una stima dello spostamento dei pixel. Questi vettori sono rappresentati da frecce che indicano la direzione ed il punto di arrivo nell'ultimo frame.	62
Figura 24: ROI e tracciamento del suo spostamento con l'optical flow. (A) ROI nel frame iniziale (B) ROI nel frame finale. Come illustrato in (C), le frecce generate dall'algoritmo indicano chiaramente una direzione verso il basso. Questo è coerente con l'osservazione della regione specifica della fascia nel video, che manifesta un effettivo	

spostamento verso il basso dal primo all'ultimo frame. L'allineamento della direzione delle frecce con il movimento effettivo conferma la capacità dell'algoritmo nel tracciare approssimativamente il cambiamento di posizione nella ROI durante la sequenza temporale del video..... 63

Figura 25: Grafico di Bland Altman. Sull'asse delle x sono rappresentati i valori medi delle due misurazioni, mentre sull'asse delle y le differenze tra le due misurazioni per ogni osservazione. Ogni punto sul grafico rappresenta un'osservazione singola. Le linee orizzontali tratteggiate (rosse) rappresentano gli intervalli di concordanza, indicando la variabilità accettabile tra le due misurazioni, mentre la linea centrale (grigia) rappresenta la media delle differenze tra le due misurazioni. Quindi se i pallini sono concentrati intorno alla linea centrale e all'interno degli intervalli di concordanza, suggerisce un buon accordo tra i due metodi di misurazione. 65

Figura 26: Estratto dal video TLF_ROI1.mp4. 67

Figura 27: Estratto dal video TLF_ROI3.mp4. 67

Figura 28: Estratto dal video TLF_ROI5.mp4. 68

Figura 29: Estratto dal video TLF_ROI16.mp4. 68

Figura 30: Quiver plot video TLF_ROI3.mp4. 70

Figura 31: Quiver plot video TLF_ROI5.mp4. 71

Figura 32: Jet colormap video TLF_ROI3.mp4. 72

Figura 33: Jet colormap video TLF_ROI5.mp4..... 73

Figura 34: Evoluzione temporale del SSIM nel video TLF_ROI5.mp4. 74

Figura 35: Boxplot degli indici MAE, MSE e RMSE. 76

Figura 36: Grafico a barre con MAE, MSE e RMSE a confronto per i 22 video ecografici. 77

Figura 37: Grafico a linee che mostra andamento degli errori nel tempo (frame). Video TLF_ROI6.mp4..... **Errore. Il segnalibro non è definito.**

Figura 38 Grafico a linee che mostra andamento degli errori nel tempo (frame). Video TLF_ROI14.mp4..... **Errore. Il segnalibro non è definito.**

Figura 39: Grafico a linee che mostra andamento degli errori nel tempo (frame). Video TLF_ROI21.mp4..... **Errore. Il segnalibro non è definito.**

Figura 40: Grafico a linee che mostra andamento degli errori nel tempo (frame). Video TLF_ROI22.mp4..... **Errore. Il segnalibro non è definito.**

Indice tabelle

Tabella 1: Vantaggi e svantaggi delle tecniche alternative all'ecografia 24

Tabella 2: Vantaggi e svantaggi dell'optical flow 36

Tabella 3: Tracciamento delle coordinate di 12 pixel tra il frame 29 e 30. 64

Tabella 4: MAE, MSE e RMSE tra i valori rilevati manualmente e quelli generati dall'optical flow. 66

Tabella 5: Confronto tra SSIM iniziale e finale. 74

Tabella 6: Confronto flow. Magnitude e flow_sint. Magnitude..... 75

Tabella 7: Media e deviazione standard di MAE, MSE e RMSE di tutti i video considerati. 76

Introduzione

La lombalgia cronica (LBP) rappresenta una condizione debilitante che affligge milioni di persone in tutto il mondo. La sua eziologia è spesso complessa e multifattoriale, coinvolgendo non solo la colonna vertebrale ma anche strutture anatomiche circostanti. Tra queste, la fascia toracolombare svolge un ruolo cruciale, tuttavia, spesso viene trascurata nell'analisi e nel tracciamento della LBP.

La fascia toracolombare è un tessuto connettivo denso che avvolge i muscoli, i nervi e altre strutture nella regione dorsale e lombare della schiena. Questo tessuto riveste un ruolo fondamentale nel mantenimento della stabilità e della mobilità della colonna vertebrale, contribuendo anche alla trasmissione delle forze durante il movimento. Pertanto, qualsiasi alterazione nella struttura o nella funzione della fascia toracolombare può avere un impatto significativo sulla salute del corpo.

Per comprendere appieno l'importanza di tale struttura nella lombalgia, è essenziale studiare il fenomeno dello scorrimento, noto anche come "gliding", delle fibre all'interno della fascia. Ricerche hanno dimostrato che i pazienti affetti da LBP presentano un aumento dello spessore del tessuto connettivo, circa il 25% in più rispetto ai soggetti sani, il quale riduce notevolmente la capacità di scorrimento tra gli strati della fascia.

Nel primo capitolo, dopo aver fornito una dettagliata descrizione della fascia, della lombalgia e del concetto di gliding come biomarcatore di questa patologia, viene esposto lo stato dell'arte in merito alle diverse tecniche attualmente in uso per l'analisi e la visualizzazione del movimento delle fibre, in quanto l'ecografia presenta qualche limitazione, come l'operatore-dipendenza. Tra le metodologie ricercate, l'optical flow ha suscitato un notevole interesse grazie ai suoi vantaggi computazionali. L'uso dell'optical flow in combinazione con l'ecografia offre numerosi vantaggi nella ricerca e nella pratica clinica. Innanzitutto, consente di valutare in modo non invasivo ed in tempo reale il comportamento dinamico della fascia durante diverse attività fisiche, e ciò fornisce una visione dettagliata di come le fibre si muovono e si adattano durante il movimento, contribuendo a individuare anomalie o disfunzioni.

Il secondo capitolo espone la metodologia utilizzata per implementare il codice di optical flow scelto. L'algoritmo è stato inizialmente applicato a video ecografici e successivamente utilizzato per generare e valutare video sintetici. I risultati ottenuti dalle implementazioni sono stati poi confrontati anche con una valutazione manuale, in quanto metodologia utilizzata dai medici per valutare visivamente i movimenti in un video ecografico.

Nel terzo capitolo, vengono illustrati e discussi i risultati suddividendo l'analisi in due fasi: validazione del metodo manuale e con optical flow.

Infine, nel quarto capitolo vengono tratte le conclusioni dello studio ed illustrati i limiti e le prospettive future.

L'obiettivo principale di questa tesi è stato quello di studiare la fascia profonda utilizzando video ecografici, con un focus sullo scorrimento come biomarcatore. Per condurre questa analisi, è stato sviluppato un codice in Matlab basato su un algoritmo di optical flow in grado di rilevare in modo automatico gli spostamenti compiuti dai pixel in ogni frame. Al fine di testare la fattibilità e validità di questo metodo computazionale, i risultati sono stati confrontati con un set di dati di riferimento rilevati dalla valutazione manuale.

CAPITOLO 1

1. Background

In questo capitolo, verrà fornita una panoramica dettagliata sul sistema fasciale, concentrandosi specificatamente sulla fascia profonda e la sua correlazione con i disturbi muscoloscheletrici, come ad esempio la lombalgia.

Successivamente, verrà introdotta l'ecografia e il suo ruolo fondamentale nello studio e nell'analisi della fascia, evidenziando sia i vantaggi che gli svantaggi associati a questa tecnica.

Inoltre, verrà presentata una revisione dello stato dell'arte relativa alle alternative all'ecografia per valutare il movimento della fascia toracolombare e di altre strutture fasciali.

Infine, nell'ultima sezione del capitolo, sarà presentato l'optical flow, una ben nota metodologia che tuttavia si propone applicata all'ambito ecografico allo scopo di studiare ed analizzare il movimento della fascia in modo automatico.

1.1. Il sistema fasciale

Negli ultimi trent'anni il sistema fasciale ha ricevuto una notevole attenzione da parte di molti ricercatori, i quali tentarono di darne una definizione sempre più corretta. Inizialmente l'unico metodo per osservare e descrivere il corpo umano era la dissezione anatomica, procedura corretta e tuttora utilizzata ma tralasciava alcuni dettagli importanti sul funzionamento dei distretti anatomici. Con l'introduzione delle innovative tecniche di imaging si è riusciti a comprendere meglio il ruolo svolto dal sistema fasciale.

Il Comitato Federativo di Terminologia Anatomica (FCAT), fondato alla fine degli anni '80 dall'Assemblea Generale della Federazione Internazionale delle Associazioni di Anatomisti (IFAA), fu il primo a definire la "fascia superficiale" e "fascia profonda", affermando che la prima riguarda "un intero strato sciolto di tessuto sottocutaneo che giace superficialmente rispetto allo strato più denso della fascia profonda", mentre la seconda si trova al di sotto della fascia superficiale, evidenziando così due fasce.

Successivamente nel 2011 il Programma Federativo Internazionale sulle Terminologie Anatomiche (FIPAT), in collaborazione con FCAT, definì la fascia come "una guaina, un lenzuolo o qualsiasi altra aggregazione dissezionabile di tessuto connettivo che si forma sotto la pelle per attaccare,

racchiudere e separare i muscoli e gli altri organi interni”. Viene così specificato che il tessuto connettivo o fascia inizia sotto la pelle, escludendo così l’epidermide dall’insieme della fascia. Infine, il Fascia Nomenclature Committee nel 2014 ha fornito la descrizione attualmente utilizzata: “*Il sistema fasciale è costituito dal continuum tridimensionale di tessuti molli contenenti collagene, tessuti connettivi fibrosi sciolti e densi che permeano il corpo. Incorpora elementi come tessuto adiposo, avventizia e guaine neurovascolari, aponeurosi, fasce profonde e superficiali, epinevrio, capsule articolari, legamenti, membrane, meningi, espansioni miofasciali, periostio, retinacoli, setti, tendini, fasce viscerali e tutte le strutture intramuscolari e tessuti connettivi intermuscolari inclusi endo-/peri-/epimisio. Il sistema fasciale compenetra e circonda tutti gli organi, i muscoli, le ossa e le fibre nervose, dotando il corpo di una struttura funzionale, e fornisce un ambiente che consente a tutti i sistemi del corpo di operare in modo integrato*” [1].

Grazie a questi studiosi si può comprendere che la fascia ricopre ogni struttura del corpo, creando un continuum strutturale che conferisce forma e funzione ad ogni organo e tessuto. È proprio questa continuità che assicura la salute del corpo, in quanto consente la corretta distribuzione delle informazioni di tensione prodotte dai diversi tessuti coperti o supportati dalla fascia in modo che l'intero sistema corporeo possa interagire in tempo reale [1].

La fascia è composta da tre elementi-base, ovvero la sostanza fondamentale, le fibre e gli elementi cellulari. La prima ha il compito di assorbire gli shock, è resistente alle compressioni, lubrifica e regola gli scambi intercellulari; le fibre comprendono il collagene, le fibre reticolari e le fibre elastiche mentre l’ultimo elemento è costituito prevalentemente da fibroblasti [2].

Sono due i livelli principali in cui si suddivide la fascia, separati da uno strato di tessuto adiposo: strato superficiale e profondo rappresentano il primo livello, e viscerale e parietale il secondo.

- *Superficiale*: è lo strato più esterno ricoprente tutto il corpo e presente sotto il derma ed è più spesso nel tronco, diventando più sottile perifericamente. Svolge un ruolo importante nella protezione da deformazioni e tensioni meccaniche e termiche (strato isolante). I suoi strati possono a loro volta includere fibre muscolari per creare tutti i tipi di strutture nel corpo, come il muscolo platisma, situato nella regione laterale del collo.
- *Profondo*: costituito da strati sovrapposti di fibre connettivali a diverso orientamento, fibre di collagene ondulate e da fibre elastiche, ed è ricco di acido ialuronico e tende ad essere vascolarizzato. Circonda le ossa, muscoli, nervi e vasi sanguigni, e contiene inoltre i canali linfatici e in alcuni casi anche terminazioni nervose libere incapsulate come i corpuscoli di Ruffini e Paciniano.

- *Viscerale*: circonda gli organi nella cavità come l'addome, il polmone (pleura) e il cuore (pericardio).
- *Parietale*: Tessuti che ricoprono la parete di una cavità corporea appena al di fuori dello strato parietale della sierosa [3].

Il sistema fasciale svolge un ruolo attivo nel corpo umano, fornendo supporto ai tessuti circostanti come tessuti e organi, tutto questo grazie alla presenza delle fibre di collagene. Una delle caratteristiche fondamentali della fascia è la capacità di adattarsi alle sollecitazioni meccaniche, rimodellando la struttura cellulare/tissutale e rispecchiando le necessità funzionali dell'ambiente in cui giace il tessuto.

Uno strato sano è rilassato e ondulato, tuttavia può perdere la sua malleabilità per diversi motivi, ad esempio se danneggiato da traumi locali o infiammazioni, causandone il restringimento (o fibrotizzazione) degli strati fasciali e la limitazione del movimento dei tessuti sottostanti, provocando dolore, difficoltà di movimento o diminuzione del flusso sanguigno. Anche la presenza di malattie e disturbi sistemici di tipo viscerale, genetico, vascolare, metabolico e alimentare, possono portare un'alterazione non fisiologica della sua funzione. Inoltre, tutti gli strati fasciali necessitano di acido ialuronico, sostanza naturale presente nell'organismo, in particolare nel tessuto connettivo, che ha il compito di proteggere i tessuti e lubrificare le articolazioni, in modo da attutire gli stress meccanici. La sua presenza è di fondamentale importanza per far sì che gli strati fasciali scivolino l'uno sull'altro e la sua diminuzione o distribuzione non omogenea porta a problematiche fasciali, come la riduzione della viscoelasticità, la quale comporta rigidità del tessuto e dolore articolare, come conseguenza del fatto che l'acido ialuronico diventa adesivo e meno lubrificante alterando le linee di forza all'interno dei diversi strati fasciali. Di conseguenza, è necessario valutare clinicamente i gradi di connettività e scorrimento fasciale nelle diverse regioni del corpo [1] [3].

1.1.1. La fascia profonda, aponeurotica: la fascia Toracolombare

Come accennato precedentemente, la fascia profonda è composta da tessuto connettivo denso, fibroso e ben organizzato che interagisce con i muscoli. La sua funzione è quella di mettere in comunicazione gli elementi anche distanti del sistema muscolo-scheletrico mediante la trasmissione delle forze. Si possono individuare due sotto strati, a seconda dello spessore e delle relazioni con gli strati sottostanti: aponeurotica ed epimisiale [4].

La fascia aponeurotica è un tessuto connettivo altamente specializzato, costituito da uno spesso strato fibroso ben definito, composto da due o tre fasce parallele di fibre di collagene ondulate, e svolge un ruolo fondamentale nella stabilizzazione muscolare, e in alcuni casi può assottigliarsi per fungere da inserzione ai muscoli larghi. La sua complessità meccanica comprende una risposta meccanica non lineare, che varia in base alla rigidità del tessuto, un comportamento anisotropo dovuto all'orientamento delle fibre di collagene, una viscoelasticità che permette al tessuto di deformarsi e ritornare alla sua forma originale, una resistenza a trazione in carico multi assiale che gli consente di trasmettere la forza tra i muscoli e una risposta meccanica su più strati, dove ogni strato è rinforzato da fasce di fibre di collagene orientate in direzioni specifiche per resistere ai carichi direzionali. Alcuni esempi di fascia aponeurotica includono la fascia toracolombare, la fascia antibrachiale e la guaina del retto, che si trovano in diverse parti del corpo e svolgono funzioni specifiche. All'interno della fascia aponeurotica stessa sono presenti numerose terminazioni nervose, tra cui i corpuscoli di Pacini e Ruffini, importanti per la percezione sensoriale e sono strettamente collegati alle fibre di collagene circostanti

La fascia epimisiale è un sottile strato di tessuto connettivo che avvolge il muscolo conferendogli una struttura e una forma specifiche, aiuta a tenere insieme le sue diverse parti, contribuendo a mantenerlo integro e funzionale, ne consente lo scorrimento e la contrazione in diverse direzioni senza attriti eccessivi ed è essenziale nella regolazione del suo comportamento meccanico, contenendolo e trasmettendo la sua forza generata durante la contrazione ai tendini o alla fascia aponeurotica. Tale struttura copre diversi gruppi muscolari, tra cui i muscoli del tronco, del grande pettorale, del trapezio, del deltoide e del grande gluteo [3] [4].

Nel tronco troviamo la *fascia toracolombare (TLF)* [Fig. 1], una complessa struttura costituita da piani aponeurotici e fasciali, situata nella parte posteriore del corpo, estendendosi dalla parte inferiore del torace (zona toracica) alla parte superiore della colonna lombare (zona lombare) della colonna vertebrale. Tale struttura svolge diverse funzioni cruciali:

- Contribuisce alla stabilità della colonna vertebrale nella zona lombare, regione critica per il sostegno del peso corporeo e il mantenimento dell'equilibrio posturale. Senza questa stabilizzazione, le vertebre lombari potrebbero subire uno stress eccessivo e causare problemi di postura e dolore.
- Aiuta a mantenere i muscoli della regione toracica e lombare ben posizionati e supportati, importante per garantire che i muscoli possano funzionare efficacemente durante il movimento e per prevenire lesioni muscolari o strappi.
- Contribuisce a distribuire il carico e la tensione sui muscoli e sulla colonna vertebrale durante il movimento del corpo. Questo aiuta a prevenire il sovraccarico di specifiche strutture e a evitare lesioni.

Numerosi muscoli del tronco e delle estremità si inseriscono nei piani del tessuto connettivo della TLF, includendo sia i muscoli profondi che superficiali e la loro contrazione può contribuire a modulare la tensione e la rigidità della fascia, fornendo un ulteriore livello di adattamento e controllo della stabilità.

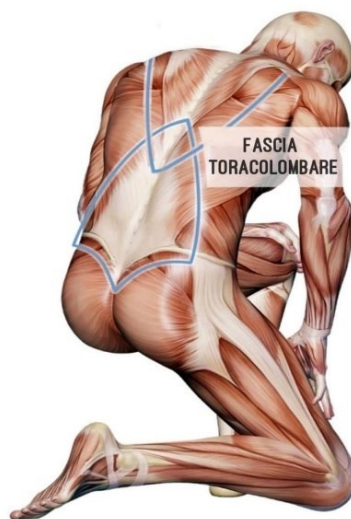


Figura 1: Anatomia della fascia toracolombare [5].

La fascia toracolombare è costituita da due lamine o strati principali, una posteriore o superficiale e una anteriore o profonda.

- La lamina posteriore è situata più vicina alla superficie della pelle e dei muscoli della regione toracolombare ed è dominata dalle aponevrosi (strati di tessuto connettivo) dei muscoli latissimo del dorso (LD) e del muscolo dentato posteriore inferiore (SPI). Essa contribuisce a fornire supporto e integrità ai muscoli superficiali della regione posteriore del tronco, oltre a svolgere un ruolo nella distribuzione delle forze e nella stabilizzazione della zona.

- La lamina anteriore è situata più profondamente, vicino ai muscoli paraspinali e alle strutture della colonna vertebrale e costituisce una guaina reticolare che incapsula i muscoli paraspinali (detti anche muscoli spinali) ed è la componente principale del TLF in quanto aiuta a supportare la colonna vertebrale lombosacrale.

Alla base della colonna lombare, tutti gli strati di questa fascia in esame si fondono insieme per formare una struttura composta denominata “toracolombare” (TLC). Questa struttura si inserisce alla spina iliaca posteriore superiore e al legamento sacrotuberoso, contribuendo a mantenere l’integrità della colonna lombare inferiore e dell’articolazione sacroiliaca [6].

La TLF è un tessuto composito con un comportamento meccanico complesso che combina resistenza, elasticità, adattabilità e capacità di trasmissione della forza. La sua natura distendibile è fondamentale per permettere la flessibilità e la mobilità del corpo, e la perdita di elasticità può portare a problemi come la lombalgia, la dorsalgia o il dolore alla spalla [5].

1.1.2. La lombalgia

Tra i disturbi muscolo-scheletrici più frequenti si trova la lombalgia, o dolore lombare, prima causa di disabilità a livello mondiale [7], definita come dolore nella regione lombare della schiena, che può estendersi dalla parte inferiore delle costole fino alla piega glutea, con o senza irradiazione alle gambe. È importante osservare che la lombalgia è un sintomo e non una malattia specifica, poiché può essere causata da molteplici condizioni, alcune delle quali non sono necessariamente legate alla colonna vertebrale. La lombalgia può essere classificata come specifica e non. Nel primo caso, il dolore lombare è associato a condizioni patologiche specifiche, come la compressione delle strutture neurali o l’infiammazione articolare. Al contrario, la lombalgia non specifica è caratterizzata dalla mancanza di una chiara relazione causale tra i sintomi, i risultati fisici e quelli degli esami di imaging. La lombalgia tende ad avere un andamento cronico, con episodi che possono essere acuti (della durata fino a 6 settimane), subacuti (6-12 settimane) o cronici (più di 12). Tuttavia, questa classificazione temporale potrebbe non riflettere adeguatamente il processo di cronicizzazione, che è caratterizzato da una crescente complessità dei sintomi. La lombalgia cronica comporta spesso una serie di sfide multidimensionali, che vanno oltre al semplice dolore fisico, includendo la perdita di mobilità, la limitazione delle funzioni, disturbi dell’umore, modelli cognitivi negativi, comportamenti correlati al dolore e problemi sociali e occupazionali. Per quanto riguarda il dolore lombare di origine muscolare, spesso può essere difficile da diagnosticare con precisione, in quanto può variare notevolmente da paziente a paziente e può essere associato a sintomi e segni diversi. La diagnosi muscolare richiede

spesso un esame obiettivo accurato e gli attuali metodi diagnostici differenziali generalmente non consentono di formulare una diagnosi chiara. Sono necessarie ulteriori ricerche in questo settore [8].

1.1.3. Biomarcatori nella patologia: gliding tra strati del sistema fasciale

Il concetto di scorrimento fasciale (gliding) è diventato un argomento di interesse nella comprensione della lombalgia e delle sue possibili cause. Difatti sembra che l'alterazione del normale scorrimento fasciale nei tessuti connettivi circostanti la regione lombare potrebbe contribuire al LBP.

La relazione tra il sistema fasciale e la lombalgia cronica è complessa e richiede ulteriori ricerche per comprendere appieno i meccanismi di causa ed effetto. Tuttavia, la fascia potrebbe svolgere un ruolo significativo nelle dinamiche del mal di schiena cronico, e la sua salute e funzionalità potrebbero essere importanti da considerare nella gestione di questa condizione. La disfunzione fasciale è definita come un'alterazione della variabilità altamente organizzata di movimenti specializzati e come un alterato trasferimento di informazioni attraverso la matrice extracellulare [9].

Quando la fascia è sottoposta a stress eccessivo a livello meccanico, infiammata o immobilizzata, la disposizione di collagene e di matrice diventa disorganizzata, portando alla formazione di fibrosi e di aderenze, e quindi riducendo lo scorrimento. La perdita del gliding tra le fibre endofasciali e i piani interfasciali può portare ai seguenti sintomi:

- Alterato range di movimento locale o generale.
- Riduzione della viscoelasticità e resilienza del tessuto locale.
- Perdita di capacità di scorrimento tra i tessuti.
- Alterazione della coordinazione e controllo motorio.
- Deviazione e disallineamento posturale.
- Dolore dei tessuti molli percepito durante il movimento.
- Riduzione della propriocezione che potenzialmente causa problemi di equilibrio.
- Dolore miofasciale.
- Disequilibrio autonomico, compreso iperattivazione del simpatico o astenia cronica [10].

Nel 2009 è stato effettuato uno studio per analizzare le cause e conseguenze legate alla lombalgia. Mediante l'utilizzo dell'imaging ecografico, si è confrontata la struttura del tessuto connettivo nella regione lombare di un gruppo di soggetti con LBP rispetto ad un gruppo di controllo senza LBP. Da tale analisi si evince che gli individui con lombalgia cronica rispetto ai soggetti asintomatici hanno in media uno spessore del tessuto connettivo perimuscolare maggiore (25%) e una significativa

riduzione del potenziale di scorrimento tra gli strati della fascia toracolombare rispetto al gruppo di controllo. Una caratteristica intrinseca del tessuto connettivo è la sua plasticità, ovvero la capacità di adattarsi e rimodellarsi in risposta a differenti livelli di stress meccanico. Questo implica che sia l'eccessivo utilizzo, come nel caso di movimenti ripetitivi o ipermobilità, sia la mancanza di movimento, come nell'immobilizzazione o nell'ipomobilità, possono esercitare un'influenza sulla struttura e sulla funzione del tessuto connettivo. Uno degli aspetti cruciali degli strati di tessuto connettivo lasso è la possibilità di consentire ai fogli di tessuto connettivo denso di scivolare uno sull'altro. Tuttavia, l'incremento dello spessore e la disorganizzazione degli strati, causati da fattori come l'infiammazione, infiltrazione di grasso, fibrosi e aderenze, possono compromettere questo movimento relativo, aumentare la rigidità, limitare l'ampiezza di movimento e predisporre a ulteriori lesioni. Resta ancora aperta la questione se le modifiche osservate nel tessuto connettivo siano una causa o un effetto della lombalgia. Potrebbe essere che il tessuto sia predisposto allo sviluppo del LBP a causa di fattori genetici o che si sia sviluppato nel tempo come risultato di schemi di movimento alterati o lesioni pregresse. Parallelamente, è plausibile che il dolore stesso influenzi ulteriori cambiamenti nella struttura del tessuto connettivo, spingendo l'individuo ad adottare movimenti scorretti [11], [12].

In sintesi, sembra esistere un collegamento tra la lombalgia e le modificazioni nella struttura della fascia, evidenziati da un aumento dello spessore e una diminuzione del potenziale di scorrimento tra gli strati fasciali. Queste alterazioni potrebbero avere un impatto sulla funzione della fascia, contribuendo così a limitare il movimento e la stabilità nella regione lombare.

1.2. L'ecografia

L'ecografia, o ultrasonografia, è una tecnica di diagnostica per immagini basata sugli echi prodotti da un fascio di ultrasuoni che attraversa un organo o tessuto. Gli ultrasuoni sono delle onde meccaniche elastiche longitudinali caratterizzate da lunghezze d'onda piccole e frequenze elevate, le quali non trasportano materia e penetrano nei tessuti corporei [13] [14].

Durante l'esecuzione dell'esame ecografico, una volta applicato un apposito gel a base di acqua sulla pelle del paziente, si colloca un trasduttore, il quale emetterà degli impulsi sonori ad alta frequenza che vengono riflessi dalle strutture interne del corpo, generando un'eco. Questo segnale riflesso ritorna al trasduttore, dove stimola il cristallo della sonda, il quale converte gli ultrasuoni in segnali elettrici, i quali vengono successivamente elaborati da un computer e trasformati in un'immagine a livelli di grigio visualizzata in tempo reale sullo schermo ecografico [14]. I tessuti che riflettono

fortemente il suono appaiono come pixel bianchi e sono denominati iper-ecogeni (ad esempio il tessuto osseo), mentre quelli che assorbono maggiormente gli ultrasuoni appaiono più scuri (in scala di grigi) e sono definiti ipo-ecogeni (come il fluido).

Così, un ecografo si compone di tre componenti: una sonda responsabile della trasmissione e ricezione del segnale; un sistema elettronico che gestisce il trasduttore, generando l'impulso di trasmissione, ricevendo l'eco di ritorno alla sonda, trattando il segnale ricevuto; e, infine, un sistema di visualizzazione [14].

L'ecografia può presentare tre diverse modalità di esecuzione: A-Mode, B-Mode e TM-Mode.

Con *A-Mode* (Amplitude Mode= modulazioni di ampiezza) ogni eco viene presentato come una deflessione della linea di base, un "picco" la cui ampiezza corrisponde all'intensità del segnale che lo ha generato, ed esprime il tempo necessario all'onda riflessa per ritornare al sistema ricevente, cioè la distanza tra l'interfaccia che ha provocato la riflessione e la sonda. È il modo più semplice di rappresentare il segnale ecografico ed è di tipo monodimensionale. Essa dà informazioni sulla sola natura della struttura in esame (liquido o solido). La A-Mode è ancora usata, ma solo in oculistica ed in neurologia, in quanto è stata superata dalla B-Mode.

B-Mode (Brightness Mode o modulazione di luminosità) invece si riferisce ad una classica immagine ecotomografica, ovvero di una sezione del corpo. L'immagine viene costruita convertendo le onde riflesse in segnali la cui luminosità (tonalità di grigio) è proporzionale all'intensità dell'eco. Diversamente dalla prima modalità, questa offre immagini bidimensionali. In base alla tecnica di scansione, l'ecografia B-Mode può essere statica (o manuale) o dinamica (real-time). Con gli ecografi real-time l'immagine viene costantemente ricostruita (almeno 16 scansioni complete al secondo) in fase dinamica, fornendo una rappresentazione continua in tempo reale.

Nella *TM-Mode* (Time Motion Mode) il dato A-Mode viene arricchito dal dato dinamico. Si ottiene un'immagine bidimensionale in cui ogni eco è rappresentato da un punto luminoso. I punti si spostano orizzontalmente in relazione ai movimenti delle strutture. Se le interfacce sono ferme, anche i punti luminosi rimarranno fermi. È simile all'A-Mode, ma con la differenza che viene registrato anche il movimento dell'eco. Questa metodica è tuttora usata in cardiologia, soprattutto per le dimostrazioni della cinetica valvolare [14].

Pro e contro

L'ecografia è considerata ormai una tecnica di primo livello che in molti casi fornisce risposte esaustive al quesito diagnostico, in altri può indirizzare a un più mirato utilizzo di tecniche più complesse come la tomografia computerizzata (TC), la risonanza magnetica (RM) e l'angiografia [14].

L'imaging ad ultrasuoni è una tecnica dinamica con risultati real-time e viene comunemente utilizzata in ambito radiologico, interventistico, chirurgico e ostetrico, e la sua diffusione è stata resa tale grazie ai suoi vantaggi quali innocuità in quanto non emette radiazioni, relativa economicità e sensibilità diagnostica per le patologie degli organi costituiti da tessuti molli.

Pur essendo una tecnica efficace e più accessibile di altre tecniche di imaging come l'MRI o la TAC, presenta diversi limiti. Il limite principale è dato dal fatto che l'ecografia è operatore-dipendente: affinché le informazioni rilevate dall'esame siano correttamente interpretate, si richiedono doti di manualità e osservazione, ed esperienza clinica sull'imaging. Altri limiti sono dati dal fatto che gli ultrasuoni vengono trasmessi male attraverso il gas, ad esempio l'intestino può compromettere la visualizzazione di strutture più profonde. In aggiunta non penetrano nell'osso o nei metalli quindi non si può valutare il midollo osseo o la stabilità di impianti protesici che generano oltretutto artefatti [15].

1.3. Analisi del movimento della fascia

Negli ultimi decenni le tecniche ultrasonografiche convenzionali (US) sono state utilizzate nella pratica radiologica quotidiana nella valutazione di varie condizioni traumatiche e patologiche di diversi tessuti muscoloscheletrici. Tuttavia, l'ecografia presenta dei limiti, elencanti nel paragrafo precedente, e per questo motivo si è deciso di ricercare software alternativi che compensino le tecniche US dando informazioni aggiuntive relative alle proprietà dei tessuti, ad esempio valutandone l'elasticità (come nel caso della sonografia) o lo scorrimento (gliding).

Dopo un'attenta analisi della letteratura attuale in merito a tale argomento, si è reso noto come il gliding possa essere valutato efficacemente con l'US. La quantificazione della mobilità dei tessuti, in particolar modo nella fascia toracolombare, è di rilevata importanza per indagare le alterazioni fisiopatologiche del tessuto connettivo che potrebbero svolgere un ruolo nella LBP (low back pain o lombalgia). Di seguito verranno elencati e spiegati i metodi diagnostici per la valutazione dello scivolamento nella fascia toracolombare nel rispetto delle strutture limitrofe.

1.3.1. Valutazione dei biomarcatori del mal di schiena nella fascia toracolombare

Algoritmo di Cross Correlation

Lo studio più rilevante e vicino all'obiettivo di tesi è stato condotto presso l'università di Vermont (USA) con lo scopo di quantificare il movimento intrinseco della fascia toracolombare mediante un algoritmo di cross correlation, il quale calcola il gliding della fascia utilizzando l'elastosonografia. Il lavoro si basa su una tecnica computazionale che sfrutta i metodi di cross correlazione per quantificare il movimento dei tessuti mediante una serie di immagini ecografiche. Sono state reclutati 121 soggetti, 50 senza mal di schiena e 71 con mal di schiena (lombalgia LBP), e in ciascuno è stata acquisita una cine-registrazione ecografica in ambedue i lati della fascia toracolombare durante la flessione passiva del tronco. Il paziente è stato posizionato prono su un lettino articolato motorizzato e la sonda ecografica posizionata a livello della L2-3. Lo spostamento del tessuto all'interno della fascia è stato appunto calcolato mediante l'algoritmo di correlazione incrociata mentre la deformazione di taglio è stata ricavata dai dati di spostamento.

Mediante l'utilizzo di un programma personalizzato scritto in Matlab, sono stati post elaborati i dati degli ultrasuoni risultanti dai lati destro e sinistro, e gli spostamenti dei tessuti tra successivi frame ecografici sono stati stimati dai dati utilizzando l'algoritmo di cross correlation. Infine, per documentare visivamente la presenza di un piano di taglio all'interno della fascia toracolombare è stata generata una mappa di spostamento per rappresentare nello spazio lo spostamento all'interno della regione di interesse (ROI) [Fig. 2] [16].

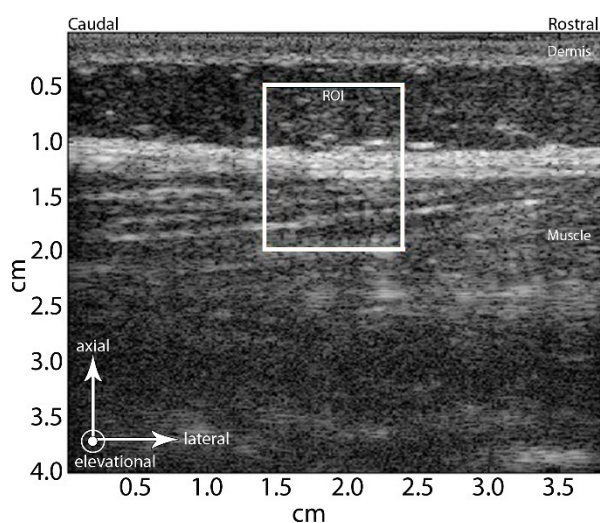


Figura 2: La casella bianca indica la regione di interesse ROI all'interno dell'immagine ecografica elaborata con l'algoritmo di cross correlation [16].

Sono stati registrati due video che mostrano il movimento della fascia toracolombare durante la flessione passiva del tronco in un soggetto affetto da LBP ed in uno di controllo (non affetto da LBP) e si sono riscontrate alcune differenze nel movimento della fascia in esame.

- Nel gruppo di controllo, gli strati all'interno della fascia si muovono indipendentemente con alcuni strati adiacenti, i quali si muovono in direzioni opposte, e questo è dovuto ad una maggiore mobilità o flessibilità tra gli strati della fascia.
- Nel gruppo affetto da LBP il movimento differenziale tra gli strati è meno evidente in quanto la mobilità o flessibilità tra gli strati è minore a causa della patologia, che implica maggiore tensione o restrizione nella fascia toracolombare durante la flessione del tronco.

Questa analisi è la prima valutazione quantitativa della deformazione di taglio all'interno della fascia toracolombare negli esseri umani. La mappatura della deformazione di taglio utilizzando l'elastografia ha dimostrato la presenza di un piano di taglio e si è inoltre scoperto che durante il test di flessione passiva la deformazione di taglio era inferiore al 20% nei soggetti con LBP rispetto ai soggetti sani. Questo potrebbe essere causato dalla presenza di patologie intrinseche del tessuto connettivo (es. infiammazione cronica, fibrosi) derivanti da lesioni dirette al tessuto.

Una limitazione di questo studio è che le misurazioni della deformazione di taglio della fascia toracolombare sono state effettuate solo a livello della L2-3: la posizione era stata scelta in quanto semplificasse il calcolo dello spostamento laterale; tuttavia, l'applicazione di questa tecnica in regioni più caudali o in altre regioni del corpo potrebbe contribuire ad una comprensione più generale del ruolo del tessuto connettivo nella fisiopatologia del dolore cronico. [16] A livello computazionale questa tecnica è limitata dalla presenza di artefatti, in quanto è intensity-based, ovvero si basa sull'intensità delle immagini e per questo molto sensibile ad artefatti di varia natura.

Sonoelastografia (SE)

Un'altra tecnica molto discussa in letteratura è la cosiddetta sonoelastografia (SE), o elastosonografia, ecografia modificata basata sul principio che il segnale ecografico proveniente da una struttura in risposta ad una compressione esterna (onda meccanica o acustica) è una misura indiretta delle sue proprietà biomeccaniche.

Si tratta di un esame di diagnostica per immagini dinamico, fornisce una valutazione immediata del grado di durezza che si verifica quando il tessuto molle perde la propria normale elasticità e aggiunge informazioni all'ecografia convenzionale. Di fatto è stata creata in quanto quest'ultima fornisce dati morfologici e strutturali del tessuto esaminato ma non può fornire informazioni complete sulle sue proprietà anatomico-patologiche e biomeccaniche [17].

Esistono quattro tipologie di tecniche sonoelastografiche, quali:

- Sonografia a compressione: fornisce una misurazione semiquantitativa del rapporto di deformazione tra una zona di interesse del tessuto esaminato e una ROI di riferimento. L'operatore applica una leggera compressione (stress) mediante il trasduttore sulla zona di interesse e di seguito viene analizzato lo spostamento (deformazione) del tessuto. Tuttavia, è limitata dal fatto che è operatore-dipendente, quindi difficilmente riproducibile, e fornisce solo una misura qualitativa dell'elasticità dei tessuti.
- Elastografia transitoria: si basa sull'utilizzo di impulsi di eccitazione a bassa frequenza per generare onde di taglio e misura solo l'elasticità dei tessuti regionali con profondità limitata. È facile da eseguire durante l'imaging in tempo reale del movimento dinamico del tessuto; tuttavia, richiede il calcolo della deformazione tissutale, operazione rumorosa e fornisce solo una misura relativa della rigidità.
- Elastografia tensionale: variante della sonografia a compressione, con la differenza che lo stress è dato dalla trazione applicata internamente al tessuto. Rispetto alla prima, questa fornisce informazioni quantitative relative all'elasticità dei tessuti (modulo elastico). Tuttavia, è una tecnica non ancora in commercio.
- Elastografia ad onde di taglio (SWE): recentemente introdotta negli scanner clinici, considerata più obiettiva, quantitativa e riproducibile con crescenti applicazioni nel sistema muscolo-scheletrico [18].

Sono due le tecniche maggiormente impiegate e discusse in letteratura: la sonografia a compressione e la SWE.

Per quanto riguarda la prima tecnica, alla superficie del tessuto viene appunto applicata una forza di compressione che induce uno spostamento trasversale, che viene poi calcolato confrontando i set di segnali ecografici ottenuti prima e dopo la compressione. Esistono due metodi elastografici a seconda che la compressione avvenga meccanicamente o manualmente. Quest'ultima viene chiamata elastografia ad ultrasuoni a mano libera in tempo reale (RTE) ed è la tecnica più semplice che consente la visualizzazione diretta dell'elastogramma sovrapposto all'immagine B-Mode. È stata impiegata per valutare le proprietà elastiche di diverse strutture anatomiche in condizioni sane e patologiche e per differenziare le lesioni benigne da quelle maligne [19].

La SWE invece è una modalità di imaging ecografico avanzato basata sull'utilizzo delle onde di taglio, ovvero onde trasversali che si propagano attraverso un tessuto elastico soggetto ad una forza di taglio periodica. Il taglio si riferisce al cambiamento nella forma di uno strato di sostanza senza che ci sia una variazione significativa di volume, prodotto da una coppia di forze uguali che agiscono in direzioni opposte lungo i due lati dello strato. Durante l'interazione di taglio, lo strato iniziale (che

può essere un tessuto biologico) subirà una deformazione temporanea, ma poi riprenderà la sua forma originale una volta che la forza di taglio viene rimossa. Tuttavia, gli strati adiacenti a quello in cui è stata applicata la forza subiranno un taglio simile ma in ritardo rispetto allo strato iniziale. Tale tecnica misura la velocità con cui queste onde si propagano attraverso i tessuti e poiché la loro velocità è influenzata dalla rigidità degli strati, ovvero quelli più rigidi permetteranno una propagazione più veloce delle onde, la SWE può essere utilizzata per valutare la consistenza o elasticità dei tessuti corporei [18].

Anche essa visualizza l'elasticità del tessuto come una mappa di colori sovrapposta a un'immagine ecografica in scala di grigi chiamata elastogramma [Fig. 3].

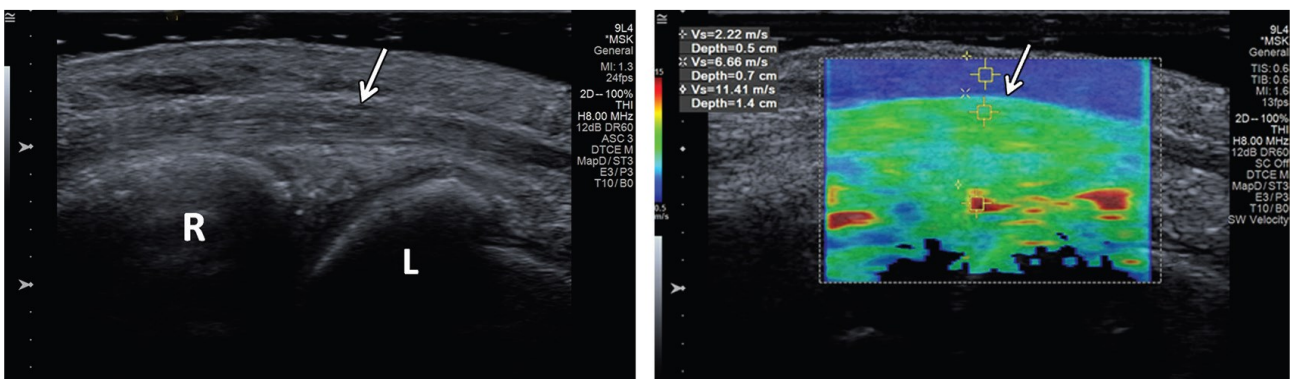


Figura 3: A sinistra immagine ecografica in scala di grigi del tendine del polso A destra l'elastogramma a colori (SWE) della stessa regione di interesse [18].

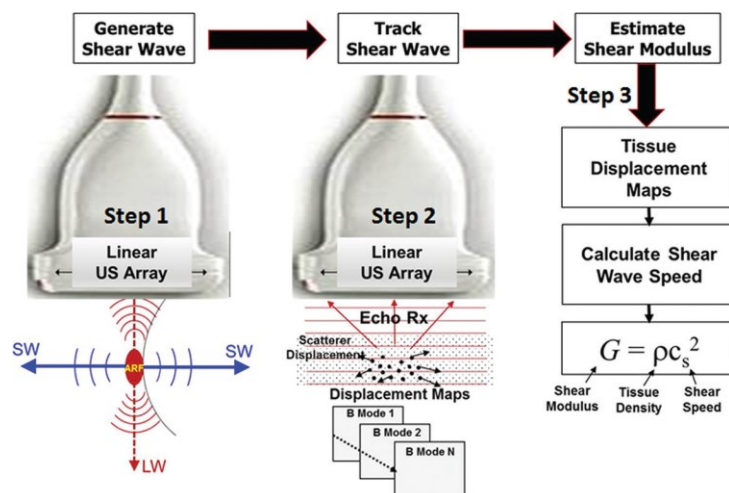


Figura 4: Schema della tecnica SWE [18].

La tecnica può essere suddivisa in tre fasi [Fig. 4]:

- Fase 1: **Generazione**. Le onde di taglio vengono generate utilizzando la forza di radiazione acustica focalizzata da un array ecografico lineare, e successivamente si propagano attraverso i tessuti adiacenti nel piano trasversale, perpendicolare all'onda primaria che produce la forza di radiazione acustica, ad una velocità inferiore provocando spostamenti di taglio nel tessuto.
- Fase 2: **Tracciamento**. L'eccitazione dell'onda piana veloce viene utilizzata per tracciare lo spostamento del tessuto e le velocità mentre le onde di taglio si propagano e lo spostamento dei tessuti viene calcolato utilizzando un algoritmo di tracciamento.
- Fase 3: **Stima**. Gli spostamenti vengono utilizzati per calcolare la velocità dell'onda di taglio C (spesso in m/s), e il modulo di taglio G , che viene calcolato mediante semplice equazione matematica ed esprime la rigidità e l'elasticità del tessuto in unità di pressione (in kPa). Il modulo di taglio è definito come il rapporto tra stress e deformazione dato da $G = R C^2$ dove R è la densità del materiale.

Sullo schermo ecografico le mappe quantitative del modulo di taglio sono espresse in un elastogramma codificato a colori [Fig. 5 a lato] che mostra le velocità delle onde in kPa. Il rosso rappresenta la codifica dura, il blu la codifica morbida e il verde e giallo la rigidità intermedia.

Questa tecnica presenta però delle limitazioni, quali la profondità di penetrazione, sensibilità alla pressione e all'angolo del trasduttore e il modulo di taglio dipende dall'orientamento della sonda rispetto alle strutture esaminate. Inoltre, su alcuni scanner sono limitate la forma e le dimensioni della regione di interesse per la post analisi [18].

Uno studio riporta l'utilizzo della SWE per calcolare il modulo di taglio della fascia toracolombare, in particolare a livello della L3-4. I soggetti sono stati messi in posizione seduta, garantendo stabilità durante l'acquisizione delle immagini e per consentire un accesso adeguato alla regione della fascia interessata [Fig. 6]. Successivamente i dati sono stati presi manualmente collocando la sonda in modo perpendicolare alla pelle e leggermente parallela alle fibre muscolari del tendine, consentendone un allineamento corretto per ottenere immagini chiare della regione di interesse. È stata poi selezionata la modalità di elastografia (modalità E che consente di visualizzare e misurare le onde di taglio generate all'interno del tessuto durante la procedura) dell'ecografo per valutare la rigidità o elasticità della fascia. Sono state effettuate nello specifico tre misurazioni del modulo di taglio in questa regione specifica, in modo da ottenere dati accurati e ridurre l'errore casuale nelle misurazioni. I valori ottenuti sono stati poi mediati per ottenere una stima rappresentativa del modulo di taglio della fascia toracolombare a livello della L3-4.

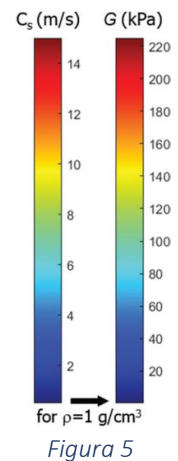


Figura 5

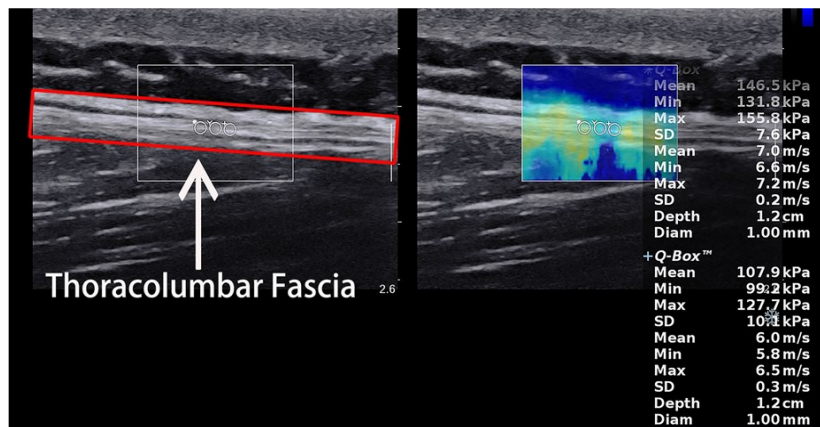


Figura 6: Immagine SWE della fascia toracolombare del paziente in posizione seduta [20].

Per ridurre l'effetto del rumore dovuto alla fluttuazione addominale causata dalla respirazione, le immagini sono state acquisite alla fine dell'espiazione per garantire la coerenza dei risultati e consentendo misurazioni più accurate sulla rigidità della fascia. Dall'analisi dei dati svolta è emerso che la SWE è uno strumento affidabile per valutare la variazione dinamica del modulo di taglio nella fascia toracolombare e inoltre è stata dimostrata un'eccellente affidabilità intra e inter-operatore, il che significa che le misurazioni erano coerenti e ripetibili quando effettuate dalla stessa persona o da operatori diversi (Intraclass Correlation Coefficient > 0.75). È importante notare che lo studio ha alcune limitazioni e una di queste è il fatto di aver coinvolto solo giovani uomini sani nei partecipanti. Questa decisione potrebbe limitare l'applicabilità dei risultati a una popolazione più ampia. L'invecchiamento influenza la tensione muscolare miofasciale riducendo il numero delle fibre muscolari e la loro area di sezione trasversale, mentre gli estrogeni (più presenti nel genere femminile) possono portare al cedimento dei muscoli e dei legamenti e all'ispessimento della fascia toracolombare. Dunque, sarebbe interessante considerare anche gruppi di età diversi e individui di genere femminile nelle ricerche future per avere una revisione più completa [20].

In linea generale la SWE è una tecnica promettente con numerosi vantaggi, riassunti nella tabella in seguito, ma presenta anche alcune sfide computazionali legate all'attrezzatura, alla formazione dell'operatore e alle variazioni biologiche dei tessuti. La sua efficacia dipenderà dalla corretta gestione di questi aspetti.

Come si evince da un altro studio in letteratura, la sonoelastografia, nello specifico l'elastografia ad ultrasuoni a mano libera (RTE), è stata applicata anche per un altro distretto anatomico, ovvero al tendine del tallone d'Achille per valutarne l'elasticità. Inizialmente è stata eseguita una scansione in modalità B del paziente in posizione prona rilassata per escludere qualsiasi anomalia occulta. Successivamente si è passati all'utilizzo del RTE sfruttando la stessa macchina ecografica ma impiegando il metodo di autocorrelazione combinata estesa (ECAM). L'RTE è stato eseguito

impiegando una leggera compressione ripetitiva con il trasduttore portatile sull'area di interesse. Durante la compressione, l'elastogramma appariva all'interno di una regione di interesse rettangolare come un'immagine traslucida codificata a colori in tempo reale sovrapposto all'immagine ottenuta inizialmente in modalità B.

L'RTE misura il grado di distorsione del tessuto sotto compressione e si basa sul principio che le strutture più morbide si deformano più facilmente rispetto a quelle più rigide. I risultati derivanti da questa analisi mostrano la fattibilità di questo metodo: difatti l'immagine elastografica, più semplice da analizzare, ha consentito una facile correlazione tra la distribuzione del colore e le strutture anatomiche poiché era stata sovrapposta all'immagine ottenuta mediante ecografia B-Mode. Tuttavia, questo studio presenta dei limiti dovuti alla mancata correlazione istologica dei risultati, in quanto i pazienti esaminati erano volontari asintomatici, ed al fatto di non aver considerato la correlazione con parametri biomeccanici come la quantità di attività fisica [19].

Ecografia in modalità B e SWE (VERIFICA)

Un altro studio rilevante in letteratura descrive l'unione di due tecniche, ovvero l'ecografia in modalità B e la SWE. Considerando che la lombalgia cronica ha cause complesse che coinvolgono più muscoli e siti anatomici, la diagnosi e la previsione della LBP devono combinare informazioni più complete provenienti da più siti per ottenere una previsione e una diagnosi della lombalgia più precisa. È così che Yu Xiaocheng et al [21] hanno pensato di combinare queste due tecniche (ecografia B-Mode e SWE) per valutare pazienti con NSLBP (lombalgia cronica non specifica, ovvero cause ignote), utilizzando la tecnica SVM (algoritmo Support Vector Machine) per classificare i pazienti con lombalgia cronica e basandosi sulla VAS (scala analogica visiva) come verità fondamentale.

Inizialmente si è individuata la zona di interesse mediante l'utilizzo dell'ecografia B-mode: i dati sono stati acquisiti tramite un trasduttore ultrasonico ad array lineare mettendo il paziente in due posizioni, prono e poi nella posizione a tavolo con la parte bassa della schiena rilassata. In questo modo si sono ottenute le informazioni per i quattro distretti anatomici interessati nella lombalgia, ossia il muscolo multifido (MF), erettori spinali (ES), muscolo trasverso dell'addome (TrA), fascia toracolombare (TLF). Successivamente si è utilizzata la tecnica SWE per misurare la rigidità della fascia toracolombare. Sono stati poi analizzati dati ottenuti dalle immagini B-mode e SWE per valutare il gliding della fascia.

Sono stati confrontati i risultati ottenuti dalla combinazione delle due tecniche con l'utilizzo delle tecniche in modo separato, e si è appurato che l'accuratezza (0.85) e la sensibilità erano migliori nel primo caso.

Questo approccio permette di osservare il movimento della fascia toracolombare in tempo reale, consentendo di identificare eventuali limitazioni o anomalie durante il movimento. Tuttavia, comporta dei limiti legati alla dipendenza dall'operatore, costi delle apparecchiature, possibili artefatti e possibili limitazioni nella profondità di penetrazione [21].

1.3.2. Valutazione del gliding in altre strutture fasciali

Oltre alla valutazione del gliding nella fascia toracolombare, in letteratura sono stati trovati studi che trattano il movimento della fascia in altri distretti anatomici.

Algoritmo di Lukas-Kanade (LKP)

Una prima analisi riporta una tecnica che utilizza l'algoritmo iterato della Piramide di Lukas-Kanade (LKP), basato sul tracciamento automatico dei pixel durante i movimenti passivi nelle valutazioni dello spostamento fasciale 2D, grande potenziale per facilitare gli studi dinamici della fascia. In questo lavoro si è valutato lo spostamento della fascia mediale del gastrocnemio (muscolo del polpaccio) durante la flessione passiva della colonna cervicale [22].

A seguito di un'attenta revisione degli articoli presenti in letteratura si è reso noto come questa tecnica fosse già stata trattata dagli stessi autori un anno prima (Cruz-Montecinos C, González A, López D, Cerda M, Sanzana-Cuche R, Cuesta-Vargas A., 2015) [23] per valutare la relazione in vivo tra il movimento pelvico e lo spostamento della fascia profonda nel gastrocnemio mediale (MG). Altri ricercatori utilizzarono il medesimo algoritmo per valutare le proprietà viscoelastiche del tendine di Achille (Hansen et al. 2003 [24], Stenroth et al. 2012 [25], Peltonen et al. 2013 [26]), e lo spostamento profondo del gastrocnemio mediale vicino alla giunzione miotendinea (Bojsen-Møller J, Hansen P, Aagaard P, et al. [27]). Tutti questi studi hanno portato ad un articolo fondamentale per confermare che l'algoritmo in questione fosse di Optical Flow (Jean-Yves, B. (2000) [28], spiegato accuratamente nel paragrafo successivo.

Tornando alla pubblicazione [22] il trasduttore lineare del sistema ecografico è stato posizionato sul ventre dominante del gastrocnemio mediale (MG) fissando un dispositivo di bloccaggio. L'elaborazione di tutti i segnali e i video è stata eseguita mediante un linguaggio di programmazione Matlab, mentre per tracciare automaticamente i marcatori di interesse è stato utilizzato l'algoritmo Lukas-Kanade, in particolare lo spostamento è stato ricavato da nove punti di tracciamento selezionati in modo automatico.

I risultati ottenuti sono stati comparati con quelli ricavati dalla tecnica Gold Standard, ossia la codifica ad infrarossi SMART-D 140 e l'algoritmo ha presentato un'alta precisione.

Da tale studio si evince il fatto che utilizzando un sistema di tracciamento automatizzato, lo spostamento della fascia profonda è statisticamente significativo, e ciò suggerisce una connettività miofasciale tra la colonna cervicale e gli arti inferiori. Inoltre, in uno studio sopra menzionato, viene affermato che l'algoritmo di Lukas-Kanade presenta una buona affidabilità pari allo 0.067 [23].

Tuttavia, sono necessari ulteriori studi per confrontare tra loro diversi metodi di tracciamento automatico nella valutazione dello spostamento fasciale, e inoltre studi futuri dovrebbero considerare anche la valutazione simultanea dei tessuti neurali e fasciali [22].

Tissue Velocity Ultrasound Imaging (TVI)

La tecnica di Tissue Velocity Ultrasound Imaging (TVI) è una procedura di imaging medico utilizzata per valutare il movimento e la dinamica dei tessuti muscolari e muscoloscheletrici in pazienti affetti da condizione di dolore cronico. Inizialmente introdotta nell'ambito dell'ecocardiografia al fine di misurare l'allungamento e/o accorciamento segmentale del miocardio nel tempo, la TVI si basa sulla registrazione dell'immagine ecografica del tessuto in movimento, consentendo di visualizzare e analizzare il comportamento dei muscoli e dei tessuti circostanti durante le contrazioni, il rilassamento e il movimento.

L'idea di utilizzare la TVI in pazienti con dolore cronico è dovuta al fatto che in queste condizioni si verificano spesso alterazioni nel tessuto muscolare stesso e nel controllo neuromuscolare del muscolo affetto dal dolore. Misurando il movimento del muscolo è possibile ottenere informazioni dettagliate sulla funzionalità muscolare e sui cambiamenti nella contrazione e nel rilassamento, che possono essere utili per la diagnosi e la gestione delle condizioni dolorose.

L'imaging della velocità dei tessuti si basa sul calcolo delle velocità nella direzione assiale, ovvero nella direzione di avvicinamento e allontanamento dalla sonda. Sono due i concetti fondamentali che descrivono l'attività dei tessuti: il movimento e la deformazione. Nei circuiti ultrasonici si utilizzano i parametri di velocità e spostamento per descrivere il movimento, mentre per la deformazione ci si riferisce alla deformazione effettiva ed alla velocità di deformazione.

Questo studio descrive il movimento e la deformazione dei tessuti nel muscolo del trapezio sulla base di immagini generate dagli ultrasuoni, utilizzando un GE-medical Vivid 7 dotato di Tissue Velocity imaging di qualità. Queste immagini vengono acquisite in tempo reale mentre il paziente compie determinate azioni, come la contrazione muscolare o il movimento articolare. Ottenute le immagini ecografiche, la TVI è in grado di registrare la velocità e la direzione del movimento dei tessuti in ogni pixel. Le velocità vengono solitamente rappresentate con codici a colori sovrapposti alle immagini ecografiche, ad esempio il blu può rappresentare i tessuti che si allontanano dalla sonda ecografica,

mentre il rosso i tessuti che si avvicinano. Questa rappresentazione di colori rende più facile l'interpretazione delle velocità del tessuto. In seguito, i dati delle velocità possono essere analizzati in modo quantitativo per misurare la velocità media o massima del movimento dei tessuti muscolari, al fine di valutare la funzionalità e le disfunzioni muscolari e monitorare il progresso del trattamento [29].

L'immagine sottostante [Fig. 7] riassume la procedura descritta. Nel primo riquadro a sinistra si nota l'immagine in scala di grigi del trapezio, mentre nel secondo è presente una mappatura della velocità in cui il colore blu rappresenta le velocità che si allontanano dalla sonda e il rosso verso la sonda. Quando si calcolano le velocità regionali all'interno di ciascuna cella della griglia, il risultato codificato a colori viene poi presentato come immagine sovrapposta, in cui emerge un'attività più precisa: il giallo/verde indica i segmenti di tessuto passivo, il blu i segmenti contrattili, il rosso (non presente in questo caso) segnala il rilassamento. La quarta immagine infine rappresenta il processo di deformazione: i segmenti blu più scuri indicano una velocità di deformazione più elevata rispetto alle sfumature blu più chiare, e vengono quindi visualizzate le alterazioni nella differenza di velocità di contrazione del tessuto segmentale.

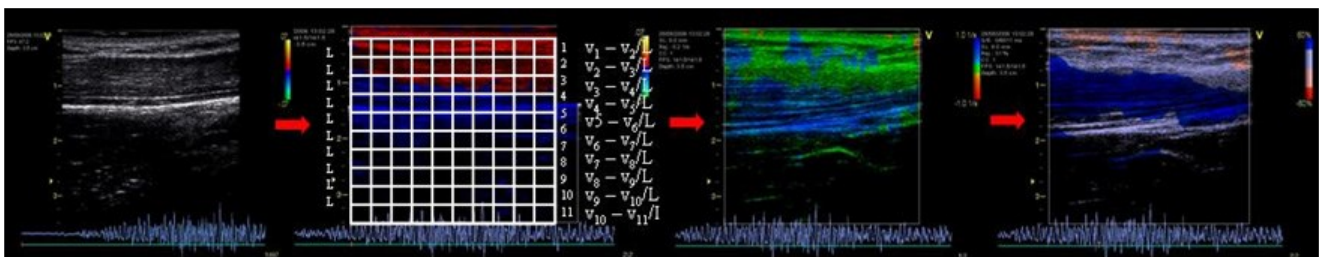


Figura 7: TVI applicata al trapezio. Fornisce informazioni qualitative sull'avanzamento della contrazione e quindi sulla dinamica della risposta dei tessuti all'interno del muscolo del trapezio [29].

Infine, è essenziale sottolineare la necessità di un protocollo della TVI per garantire che gli esami siano condotti in modo accurato, affidabile e riproducibile. Tale contribuisce alla standardizzazione, alla qualità dei risultati, alla formazione degli operatori e al raggiungimento degli obiettivi clinici nell'ambito dell'ecografia muscoloscheletrica.

L'imaging della velocità dei tessuti è un metodo sensibile alle alterazioni nella risposta del tessuto muscolare e quindi può descrivere efficacemente l'attività e la dinamica del tessuto muscoloscheletrico. Fornisce inoltre una valutazione dinamica in tempo reale, informazioni quantitative sulla velocità e sulla deformazione dei tessuti, consente una localizzazione precisa e mirata a regioni muscolari così da valutare il tessuto interessato dal dolore e non è invasiva. Tuttavia, presenta diversi limiti dati dalla dipendenza dell'operatore, costi delle apparecchiature, comprensione e interpretazione dei dati che richiede una conoscenza approfondita della tecnica e delle dinamiche

muscolari. Inoltre, la TVI misura le velocità in direzione assiale, ma le fibre muscolari del trapezio superiore sono distribuite in una direzione più orizzontale, anche se data l'incomprimibilità dei muscoli (ossia se un muscolo viene compresso in una direzione deve espandersi nelle altre) è ancora possibile una misurazione indiretta. In aggiunta, essendo la sonda palmare, compromette la riproducibilità: per il caso dei muscoli cardiaci si è dimostrata affidabile, mentre per il caso in esame sono necessari ulteriori studi [29].

La tabella riportata in seguito riassume le tecniche alternative alla classica ecografica per il calcolo del gliding nella fascia toracolombare e in altre strutture fasciali, e riporta i principali vantaggi e svantaggi di ognuna.

Tabella 1: Vantaggi e svantaggi delle tecniche alternative all'ecografia

FASCIA TORACOLOMBARE

<i>Tecniche/software attuali</i>	<i>Vantaggi</i>	<i>Svantaggi</i>
Algoritmo Cross Correlation [16]	<p>Rilevamento della rigidità dei tessuti.</p> <p>Alta risoluzione spaziale permettendo una valutazione dettagliata delle strutture anatomiche.</p> <p>Può essere in grado di rilevare variazioni nella rigidità dei tessuti in risposta a cambiamenti nella pressione o forza, quindi in dinamica.</p> <p>Monitoraggio in tempo reale in quanto utilizza l'elastosonografia.</p>	<p>Misurazioni della deformazione di taglio sono state effettuate solo a livello della L2-3. Necessità di estenderli a regioni più caudali o ad altre regioni del corpo.</p> <p>Complessità computazionale, necessarie apparecchiature e risorse informatiche avanzate.</p> <p>Operatore-dipendente, l'accuratezza dei risultati può dipendere dall'esperienza e dalla competenza dell'operatore nell'utilizzare l'algoritmo.</p> <p>Possibili artefatti, come in qualsiasi tecnica di imaging.</p> <p>Costi e accessibilità, in quanto potrebbe richiedere apparecchiature complesse e non sempre disponibili in tutti i centri medici.</p>
Elastografia ad onde di taglio (SWE) [20]	<p>Non invasiva.</p> <p>Rilevamento precoce di patologie, migliorando le prospettive di trattamento.</p> <p>Misurazioni quantitative dell'elasticità dei tessuti consentendo una valutazione obiettiva e ripetibile.</p> <p>Immagini in tempo reale, consentendo ai medici di osservare subito le variazioni nella rigidità dei tessuti.</p> <p>Minima esposizione alla radiazione.</p>	<p>Lo studio ha incluso solo giovani uomini: necessità di includere anche donne e persone di età differente.</p> <p>Attrezzatura ecografica specializzata che può essere costosa e non sempre disponibile.</p> <p>Operatori esperti nell'uso della tecnica, la qualità delle immagini può variare in base alla competenza dell'operatore.</p> <p>Limitazione tecniche in termini di profondità di penetrazione e risoluzione spaziale che potrebbero rendere difficile l'analisi di tessuti profondi o piccoli dettagli.</p>

**Ecografia B-Mode
+ SWE [21]**

Combina le due tecniche, informazioni più complete provenienti da più siti per ottenere una previsione e una diagnosi più precisa.

Misurazioni quantitative della rigidità in quanto la SWE misura direttamente la rigidità dei tessuti.

Rapida e non invasiva.

Facilità esecuzione, può quindi essere integrata facilmente nella pratica clinica

La rigidità dei tessuti può variare notevolmente tra individui e persino all'interno dello stesso individuo in diverse condizioni.

Operatore-dipendente.

Costi dell'apparecchiatura in quanto richiede un'attrezzatura con entrambe le tecniche installate.

Limitazioni nella profondità di penetrazione, in quanto la profondità di penetrazione delle onde SWE può essere limitata e quindi difficile valutare tessuti profondi.

Possibili artefatti.

Esigenza di un'adeguata preparazione del paziente per ottenere risultati accurati.

ALTRE STRUTTURE FASCIALI

<i>Tecniche/software attuali</i>	<i>Vantaggi</i>	<i>Svantaggi</i>
<p>Algoritmo Lucas Kanade piramidale (LKP) Fascia del muscolo gastrocnemio (polpaccio) [22]</p>	<p>Grande potenziale per facilitare gli studi dinamici della fascia.</p> <p>Robustezza alle piccole variazioni di movimento, quindi efficace nel rilevare e stimare il movimento di oggetti in movimento lento o inquadrate stabili.</p> <p>Alta precisione in quanto viene utilizzato una piramide di immagini a diverse scale, e questo consente di gestire variazioni di movimento su diverse scale spaziali.</p> <p>Computazionalmente efficiente e questo lo rende adatto in applicazioni in tempo reale come il tracciamento di oggetti in video.</p> <p>Ampiamente popolare e utilizzato.</p>	<p>Sensibile a grandi variazioni di movimento, ovvero l'algoritmo può avere difficoltà a gestire oggetti che si muovono rapidamente o con grandi variazioni di movimento.</p> <p>Viene assunta una luminosità costante, ma questo può non essere vero in situazioni in cui ci sono cambiamenti di luminosità o ombre.</p> <p>Difficoltà nel gestire situazioni in cui gli oggetti si sovrappongono (occlusione) o sono sfocati.</p> <p>Limitazione in ambienti complessi con molte variazioni di movimento e condizione di illuminazione sfavorevoli.</p>
<p>Tissue Velocity Ultrasound imaging (TVI) Muscolo trapezio [29]</p>	<p>Valutazione dinamica delle velocità dei tessuti muscolari durante il movimento, consentendo di osservare le interazioni muscolari in tempo reale.</p> <p>Monitoraggio della funzione muscolare, ossia valuta la contrazione e l'allungamento muscolare, utile per la diagnosi.</p> <p>Localizzazione precisa delle lesioni, in quanto fornisce immagini che evidenziano le variazioni nelle velocità dei tessuti.</p>	<p>Operatore dipendente.</p> <p>Possono esserci difficoltà nel valutare muscoli o strutture in profondità, specialmente in pazienti con struttura corporea spessa.</p> <p>Artefatti.</p> <p>Accessibilità delle apparecchiature a causa del costo e formazione specifica.</p> <p>Limitazione nella diagnosi, in quanto la TVI fornisce informazioni sulla velocità dei tessuti ma è necessario integrarle con altri dati clinici e strumenti diagnostici.</p>

1.3.3. Optical Flow

Durante la Seconda guerra mondiale J.J Gibson sviluppò il concetto di flusso ottico conducendo degli esperimenti sulla percezione visiva dei piloti, e ne diede una definizione: il flusso ottico è la distribuzione delle velocità apparenti di movimento dei modelli di luminosità in un'immagine e può derivare dal movimento relativo degli oggetti e dell'osservatore.

L'optical flow è una tecnica che permette di determinare il campo degli spostamenti basandosi non tanto sullo spostamento dell'oggetto ma sulla sua intensità luminosa [Fig. 8]. Può essere visto come un'approssimazione del campo di moto perché calcola il moto indipendente per ogni pixel. Tuttavia, non è sempre corretto affermare che campo di moto e optical flow coincidano in quanto questa metodica è in grado di misurare esclusivamente la componente del movimento nella direzione del gradiente dell'intensità luminosa [30].

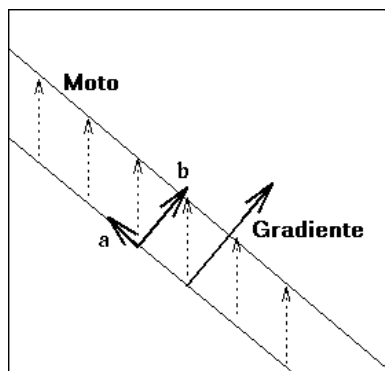


Figura 8: Immagine che illustra la metodica descritta: l'optical flow misura la componente del movimento nella direzione dell'intensità luminosa [30].

Scopo di questa tecnica è rilevare automaticamente il movimento degli oggetti in un video, come ad esempio un video ecografico, utilizzando una successione di immagini o frame. Rispetto a un'immagine statica, un video offre un modo più rapido ed efficace per ottenere informazioni dettagliate, come il tracciamento spaziale degli oggetti in movimento. L'approccio si basa sull'osservazione delle variazioni graduali nelle patch di pixel all'interno di ciascun frame: se un oggetto si sposta da destra a sinistra, i pixel nell'immagine si sposteranno nella stessa direzione e alla stessa velocità dell'oggetto. Monitorando il movimento di tali pixel, è possibile determinare con precisione la direzione e la velocità del movimento dell'oggetto in esame.

Definizione del problema:

Siano I e J due immagini 2D in scala di grigi (I prima immagine, J seconda immagine) e le due quantità $I(x) = I(x; y)$ e $J(x) = J(x; y)$ sono quindi il valore in scala di grigi delle due immagini nella posizione $x = [x \ y]^T$, dove x e y sono le coordinate dei due pixel di un generico punto x dell'immagine. Per questioni pratiche, le immagini I e J sono funzioni discrete (o array) ed il vettore delle coordinate dei pixel dell'angolo superiore sinistro è $[0 \ 0]^T$.

Consideriamo un punto sulla prima immagine I, definito come $u = [u_x \ u_y]^T$. L'obiettivo del tracking delle caratteristiche mediante un algoritmo di optical flow è quello di individuare la posizione $v = u + d = [u_x + d_x \ u_y + d_y]^T$ sulla seconda immagine J in modo tale che $I(u)$ e $J(v)$ siano "simili". Il vettore $d = [d_x \ d_y]^T$ è la velocità dell'immagine a x, nota anche come optical flow (OF) alla posizione x [28].

Grazie all'optical flow, si otterrà un'immagine rappresentativa del campo di spostamenti dei pixel che si muovono da un frame a quello successivo. L'immagine sottostante raffigura il procedimento [Fig. 9].

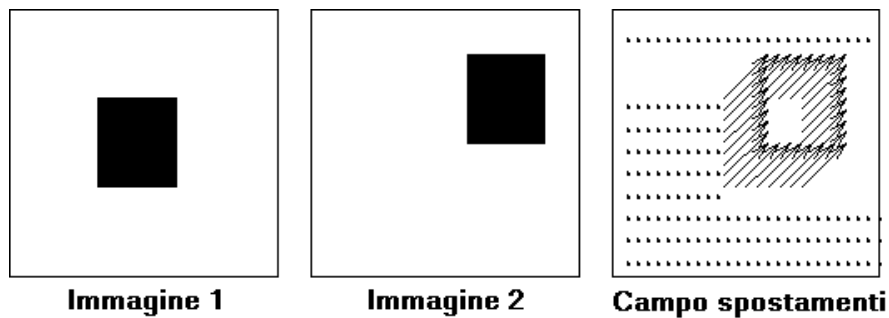


Figura 9: L'immagine 1 raffigura il pixel in posizione iniziale; l'immagine 2 raffigura il pixel al tempo t1; l'immagine 3 illustre il campo degli spostamenti mediante delle frecce che indicano dove si è spostato il pixel nel tempo [30].

L'informazione presente nel moto riveste un ruolo di primaria importanza in molte problematiche di visione, quali la registrazione delle immagini, la segmentazione, la ricostruzione 3D e la super risoluzione temporale, e questo è un prerequisito rilevante per i tasks finalizzati al movimento di robot autonomi e la loro interazione con l'ambiente. È dunque essenziale avvalersi di stime accurate di flussi ottici calcolate con algoritmi robusti ed affidabili per poter ottenere informazioni significative per i successivi processi computazionali [31].

Il concetto di optical flow si fonda su tre assunzioni fondamentali. La prima di queste è la "costanza di luminosità", ovvero la luminosità di un pixel in un'immagine rimane costante nel corso del tempo. Ciò significa che i valori di RGB di un pixel al tempo t saranno identici a quelli di un pixel diverso al tempo t+1, situato in una posizione differente $(x+dx, y+dy)$, dove il cambiamento di posizione è definito dal campo di flusso ottico. Questa assunzione costituisce il fondamento di tutta la

metodologia. Per calcolare la distanza percorsa dal pixel, si fa uso di un vettore di spostamento del flusso ottico. La posizione finale del pixel si ottiene partendo dalla sua posizione originaria e aggiungendo il vettore di spostamento previsto [Fig. 10]. La seconda assunzione riguarda “piccoli spostamenti” tra un’immagine e l’altra. Difatti è stato scoperto che gli algoritmi di optical flow funzionano meglio quando i cambiamenti tra frame sono relativamente piccoli. Se il movimento fosse eccessivamente grande, l’algoritmo potrebbe non essere in grado di catturare accuratamente il flusso ottico. Infine, la terza assunzione prevede la “coerenza spaziale” tra punti vicini, ovvero si presuppone che i punti vicini abbiano movimenti simili [32].

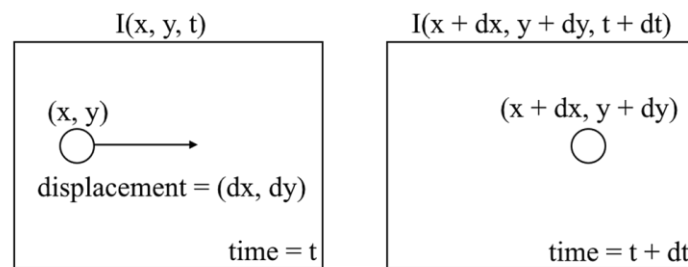


Figura 10: rappresentazione spaziale dello spostamento del pixel in due frame successivi [33].

Il pixel si sposta, in un intervallo di tempo dt , di una determinata distanza (dx, dy) nel frame successivo. Tenendo conto delle affermazioni precedenti, si può esprimere la suddetta equazione di vincolo:

$$I(x, y, t) \approx I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (1.1)$$

Dopo aver eseguito opportuni calcoli si arriva all’equazione del flusso ottico:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (1.2)$$

- I_x è la derivata spaziale lungo l’asse delle ascisse
- I_y è la derivata spaziale lungo l’asse delle ordinate
- u e v indicano le velocità orizzontale e verticale rispettivamente
- I_t derivata nel tempo tra le immagini

L’equazione di vincolo del flusso ottico (1.2), spesso indicata come l’equazione di luminanza o luminanza costante, svolge un ruolo fondamentale nel tentativo di stimare il movimento dei punti nell’immagine. Tale equazione indica che la variazione di intensità di grigio in un punto, dovuta allo spostamento di questo dalla posizione (x, y) alla posizione $(x + dx, y + dy)$ è uguale e contraria alla variazione di livello di grigio nel tempo dt del punto (x, y) .

$$I_x u + I_y v = -I_t \quad (1.3)$$

Per quanto riguarda la stima del moto, ossia stimare il movimento compiuto tra due fotogrammi (o una sequenza di fotogrammi), senza alcuna conoscenza a priori circa altri elementi contenuti nei frame, si individuano delle caratteristiche, come ad esempio bordi o angoli, in corrispondenza di determinati pixel in un certo frame. Una volta ottenuto il frame successivo, vengono ricercate le caratteristiche presenti nel frame precedente. Associando quindi una velocità a ciascun pixel nel frame, il movimento viene determinato dal rapporto tra la distanza in pixel dello spostamento della caratteristica in questione ed il tempo intercorso tra un frame e l'altro, ottenendo l'unità di misura *pixel/frame* [34].

Il flusso ottico può essere denso o sparso.

Il flusso ottico denso utilizza tutti i pixel dell'immagine, con il limite dato dal fatto che molti di essi non sono facili da riconoscere, come quelli appartenenti ad uno sfondo bianco o quelli che fanno parte di uno spigolo parallelo al movimento. Il flusso ottico denso offre una maggiore precisione ma a discapito di un elevato costo computazionale. Algoritmi che sfruttano questa metodologia sono l'algoritmo di Horn & Schunck e l'algoritmo di Farneback.

Il flusso ottico sparso invece considera solo determinate feature, e quindi fornisce i vettori di flusso per le caratteristiche selezionate nell'immagine (come bordi o angoli di un oggetto). Questi algoritmi effettuano una fase di pre-processing per scegliere i punti più adatti per essere tracciati. Per diverse applicazioni, gli algoritmi sparsi risultano più veloci di quelli densi. Un esempio è l'algoritmo di Lucas-Kanade [32].

1.3.3.1. Horn & Schunk

L'equazione di vincolo del flusso ottico è stata proposta per la prima volta nel 1981 da B. K. P. Horn e B. G. Schunck nel loro articolo "*Determining Optical Flow*" e si basa sulla descrizione del moto mediante un modello matematico a derivate parziali. Horn e Schunck svilupparono una tecnica per piccoli moti in framework variabili; dunque, il vincolo della costanza di luminosità può essere riscritto mediante un'integrale come segue:

$$E_{HS} = \int (I_x u + I_y v + I_t)^2 dx dy \quad (1.4)$$

Assumendo che il flusso ottico sia uniforme sull'intera immagine, questo algoritmo stima un campo di velocità, $[u \quad v]^T$ che minimizza questa equazione:

$$E_{HS} = \iint (I_x u + I_y v + I_t)^2 dx dy + \alpha \iint \left\{ \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right\} dx dy \quad (1.5)$$

Dove $\frac{\partial u}{\partial x}$ e $\frac{\partial u}{\partial y}$ sono le derivate spaziali della componente ottica della velocità u , mentre α scala il termine di smoothness globale. Il metodo Horn-Schunk minimizza l'equazione (1.4) per ottenere il campo di velocità $[u \ v]$ per ogni pixel dell'immagine [35].

Tuttavia, la stima del flusso ottico con questo metodo comporta delle criticità; infatti, risulta molto sensibile alla presenza di rumore nell'immagine, la funzione costo perde di precisione quando lo spostamento tra due immagini è grande ed il costo computazionale è elevato in quanto vi è richiesto un calcolo molto accurato delle derivate parziali effettuato con metodi numerici per ogni pixel dell'intera immagine ad ogni iterazione [34].

1.3.3.2. Lucas e Kanade

Sempre nel 1981 *Lucas e Kanade* tentarono di raggiungere la soluzione creando un nuovo algoritmo meno oneroso, descritto nel loro articolo “*An iterative image registration technique with an application to stereo vision*”. In questo caso si suppone che tutti i gruppi di pixel adiacenti (raggruppati in una finestra) nell'immagine abbiano tutti la stessa velocità durante un certo spostamento. Usando quindi l'equazione di flusso ottico per questi gruppi, si riesce a trasformare il problema da un sistema di equazioni differenziali ad un semplice problema lineare. La soluzione è ricercata sfruttando la proprietà di località lineare del sistema di equazioni differenziali. Se il sistema non è singolare, la soluzione esiste ed è unica anche per gruppi di due soli pixel.

L'equazione di vincolo di flusso ottico (1.2) presenta due incognite per ogni pixel, rendendola sotto-determinata. Considerando la seconda assunzione sulla coerenza spaziale, si può procedere nel seguente modo:

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_n) & I_y(p_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_n) \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Questo sarà un sistema sovra-determinato e per risolverlo si passa all'uso della pseudo inversa che permette di trovare la soluzione che minimizza l'errore quadratico $\min \left\| A \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} - b \right\|^2$.

$$[I_{xi} \ I_{yi}] \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -I_{ti} \quad (1.7)$$

$$A \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = b \quad (1.8)$$

$$A^T A \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = A^T b \quad (1.9)$$

$(A^T A)$ deve essere invertibile e quindi di rango pieno. Si trova così l'equazione per calcolare i vettori velocità u e v :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (1.10)$$

In presenza di rumore questo metodo è robusto e computazionalmente efficiente, presenta però lo svantaggio di non essere applicato nei punti in cui il gradiente si annulla. Il problema principale proviene dal fatto di ottenere il flusso attraverso piccole finestre locali; dunque, è impossibile riconoscere spostamenti ampi che portano il pixel al di fuori della finestra [36] [32].

Le due componenti chiave di qualsiasi algoritmo di tracking sono l'accuratezza e la robustezza. La prima si riferisce alla precisione locale del sub-pixel legata al tracciamento, ovvero la capacità di calcolare i valori di luminosità dell'immagine in posizione comprese tra pixel interi. Intuitivamente, sarebbe preferibile quindi avere una finestra di integrazione piccola per non perdere i dettagli contenuti nelle immagini. Tuttavia, la seconda caratteristica essenziale, la robustezza, è legata alla sensibilità del tracciamento rispetto ai cambiamenti di illuminazione, alle dimensioni dell'immagine, al movimento, ecc. Dunque, per gestire movimenti di grandi dimensioni è consigliabile scegliere una finestra di integrazione ampia. Questo porta ad un compromesso tra accuratezza locale e robustezza nella scelta della dimensione della finestra di integrazione, e per risolvere tale problema è stata sviluppata la versione piramidale dell'algoritmo di Lukas-Kanade, ovvero Pyramidal Lukas-Kanade (LKP), un'implementazione iterativa del calcolo del flusso ottico che fornisce una sufficiente accuratezza del tracking locale.

Nel LKP vengono create una serie di immagini a risoluzione via via più bassa a partire da quella originale: l'algoritmo inizia ad analizzare l'immagine con risoluzione più bassa per poi reiterare l'algoritmo con quelle sempre più dettagliate, e in questo modo anche gli spostamenti più ampi possono essere riconosciuti, dato che a risoluzione più bassa la finestra contiene una porzione maggiore dell'immagine. Ovviamente tutto ciò avviene a discapito di un maggiore dispendio computazionale [28] [32].

Vediamo la rappresentazione piramidale di una generica immagine I di dimensioni $n_x \times n_y$.

Sia $I^0 = I$ l'immagine di livello "zero". Questa immagine è essenzialmente l'immagine a più alta risoluzione (l'immagine grezza). La larghezza e l'altezza dell'immagine a quel livello sono definite $n_x^0 = n_x$ ed $n_y^0 = n_y$. La rappresentazione piramidale viene quindi costruita in modo ricorsivo: si

calcola I^1 da I^0 , poi si calcola I^2 da I^1 , e così via... Sia $L = 1, 2, \dots$ un generico livello piramidale, e sia I^{L-1} l'immagine al livello $L-1$. Siano n_x^{L-1} e n_y^{L-1} la larghezza e l'altezza di I^{L-1} . L'immagine I^{L-1} è quindi definita come segue:

$$\begin{aligned}
 I^L(x, y) = & \frac{1}{4} I^{L-1}(2x, 2y) + \\
 & \frac{1}{8} (I^{L-1}(2x-1, 2y) + I^{L-1}(2x+1, 2y) + I^{L-1}(2x, 2y-1) + I^{L-1}(2x, 2y+1)) + \\
 & \frac{1}{16} (I^{L-1}(2x-1, 2y-1) + I^{L-1}(2x+1, 2y+1) + I^{L-1}(2x-1, 2y+1) + I^{L-1}(2x+1, 2y-1)).
 \end{aligned} \tag{1.11}$$

La motivazione centrale della rappresentazione piramidale è di poter gestire movimenti di pixel di grandi dimensioni. Pertanto, anche l'altezza della piramide (L_M) deve essere scelta in modo appropriato in base al flusso ottico massimo previsto nell'immagine. Il valore L_M è l'altezza della piramide (scelta euristicamente). I valori pratici di L_M sono 2,3,4 e solitamente, per le dimensioni tipiche delle immagini, non ha senso andare oltre il livello 4. Ad esempio, per un'immagine I di dimensioni 640 X 480, le immagini I^1 , I^2 , I^3 e I^4 hanno rispettivamente dimensioni 320 X 240, 160 X 120, 80 X 60 e 40 X 30 [28].

1.3.3.3. Farneback

Nel 2004, Gunnar Farneback sviluppò un altro notevole algoritmo di optical flow, presentato nel suo lavoro *“Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion”*. Questo algoritmo si basa su una combinazione di ottimizzazione locale e globale, consentendo di affrontare le sfide legate alla variazione spaziale e temporale del movimento tra i frame nelle immagini.

Il metodo di Farneback prevede la creazione di una piramide di immagini, in cui ciascun livello ha una risoluzione inferiore rispetto a quello precedente. Quando si seleziona un livello di piramide superiore a 1, l'algoritmo può tracciare i punti a più livelli di risoluzione, partendo da quello con la risoluzione più bassa. Questa strategia consente all'algoritmo di gestire efficacemente gli spostamenti significativi dei punti tra fotogrammi, ma comporta un aumento del carico computazionale. Nella figura sottostante [Fig. 11] è possibile osservare una piramide di immagine con tre livelli. Il tracciamento inizia dal livello di risoluzione più basso e continua fino alla convergenza. Le posizioni dei punti rilevati a un livello vengono propagate come punti chiave per il livello successivo. In questo modo, l'algoritmo perfeziona il tracciamento a ogni livello [37].

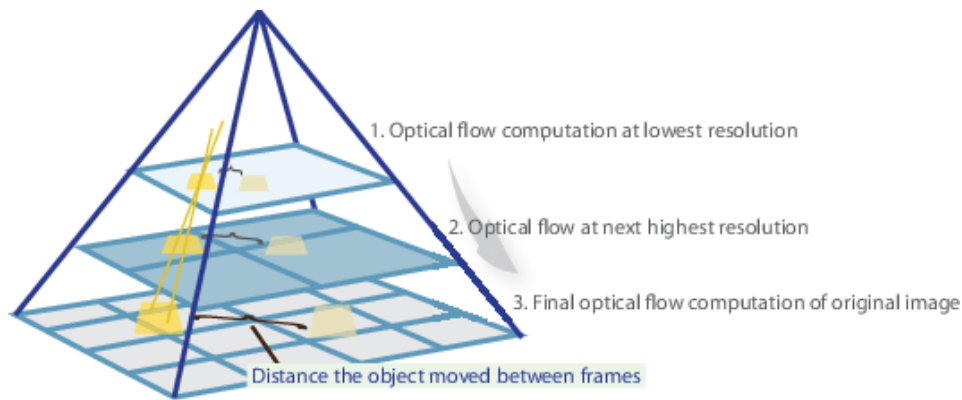


Figura 11: Piramide di Farneback [37].

Algoritmo denso che si basa sull'approssimazione di ciascun neighborhood (quartiere) di due frame consecutivi con un polinomio quadratico.

$$f(x) \sim x^T Ax + b^T + c$$

dove

- A è una matrice simmetrica;
- b un vettore;
- c uno scalare.

I coefficienti sono stimati da un adattamento ai minimi quadrati ponderato ai valori del segnale nel neighborhood.

L'algoritmo di flusso ottico di Farneback è riconosciuto per la sua capacità di affrontare situazioni complesse, tra cui i movimenti discontinui, variazioni di scala, cambiamenti di intensità e la presenza rumore nell'immagine. Tuttavia, è importante sottolineare che, come gli altri algoritmi, può incontrare difficoltà in presenza di forti cambiamenti di illuminazione o movimenti molto veloci.

Va notato inoltre che il flusso ottico di Farneback e quello di Lucas Kanade piramidale presentano notevoli similitudini. Entrambi si basano sull'ottimizzazione locale per stimare il flusso ottico, cercando di individuare il movimento nei dintorni di ciascun pixel o di un gruppo di pixel nell'immagine. Entrambi utilizzano l'approccio a piramide per gestire le variazioni di scala nell'immagine, calcolando il flusso ottico su diverse scale al fine di migliorare la robustezza e la precisione delle stime. Tuttavia, le principali differenze tra i due algoritmi emergono nel metodo di calcolo. Farneback utilizza una combinazione di approssimazioni polinomiali per stimare il flusso ottico locale, mentre l'algoritmo LKP si basa sulla derivazione di un sistema di equazioni lineari.

Inoltre, Lucas Kanade Piramidale è noto per la sua semplicità e minore onere computazionale, mentre Farneback è rinominato per la sua maggiore accuratezza [38] [39].

La stima del flusso ottico continua a rappresentare una delle sfide fondamentali nell'ambito della computer vision. Tale stima, che riguarda il campo di spostamento tra due immagini, viene impiegata ogni volta che è necessario individuare le corrispondenze tra i pixel. Questi problemi non sono circoscritti esclusivamente alla stima del movimento, ma si manifestano in modo analogo anche in contesti come la ricostruzione 3D o la registrazione delle immagini.

La tabella di seguito riassume i vantaggi e gli svantaggi degli algoritmi di Optical Flow sopra descritti.

Tabella 2: Vantaggi e svantaggi dell'optical flow

Algoritmi di optical flow	Vantaggi	Svantaggi
Horn & Schunck	<p>Primo algoritmo di optical flow che descrive il moto mediante un modello matematico a derivate parziali.</p> <p>Regolarizzazione spaziale per stimare il flusso ottico e questo può aiutare a produrre stime più coerenti e stabili in presenza di rumore o dati imperfetti.</p> <p>Ampia applicabilità, dalla visione artificiale alla robotica, all'analisi del movimento in sequenze di video.</p> <p>Efficiente per applicazioni in tempo reale.</p>	<p>Sensibile alla presenza di rumore e a variazioni di luminosità.</p> <p>L'algoritmo assume che i punti in una finestra locale abbiano flussi ottici simili ma questo potrebbe non essere vero in presenza di cambiamenti di forma o discontinuità nelle immagini.</p> <p>Dipendenza dalla regolarizzazione spaziale che può influenzare le stime del flusso ottico.</p> <p>Non adatto per movimenti veloci in quanto assume che il flusso ottico sia approssimativamente costante all'interno delle finestre locali.</p> <p>La funzione costo perde di precisione quando lo spostamento tra due immagini è grande.</p> <p>Costo computazionale elevato causa della complessità, specialmente se si vuole una regolarizzazione spaziale adeguata e una gestione efficace delle discontinuità nel flusso ottico.</p>
Lukas-Kanade	<p>Meno oneroso, si riesce a trasformare il problema da un sistema di equazioni differenziali ad un semplice problema lineare.</p> <p>In presenza di rumore è robusto.</p>	<p>Sensibile a variazioni di luminosità tra fotogrammi che può portare a errori di stima del flusso ottico.</p> <p>Assunzione di omogeneità locale.</p>

Pyramidal Lukas-Kanade	<p>Efficienza computazionale e quindi adatto per applicazioni in tempo reale e in cui è necessaria una rapida stima del flusso ottico.</p> <p>Robustezza alle piccole variazioni di movimento, come nel caso di oggetti in movimento lento o inquadrature stabili.</p> <p>Facilità di implementazione.</p> <p>Ampiamente utilizzato.</p>	<p>Dipendenza dalla regolarizzazione.</p> <p>Non adatto a movimenti veloci.</p> <p>Limitato a piccole finestre locali, e quindi è impossibile riconoscere spostamenti ampi che portano il pixel al di fuori della finestra.</p>
Farneback	<p>Implementazione iterativa del calcolo del flusso ottico di Lukas Kanade che fornisce una sufficiente accuratezza del tracking locale.</p> <p>Risolve il problema di LK, anche gli spostamenti più ampi possono essere riconosciuti.</p> <p>Robustezza, grazie alla sua capacità di gestire situazioni complesse.</p> <p>Approccio piramidale che consente di gestire variazioni di scala nell'immagine, migliorando la precisione.</p>	<p>Maggiore dispendio computazionale, anche se minore rispetto a Farneback.</p> <p>Sensibile ai movimenti veloci in quanto si basa sull'ipotesi di spostamenti locali.</p> <p>Influenzato dalla scelta di feature o punti di interesse selezionate inizialmente. Se l'immagine manca di punti significativi, l'algoritmo ne risente.</p> <p>Complessità computazionale in quanto richiede una quantità significativa di calcoli, soprattutto quando si aumenta di livelli nella piramide delle immagini.</p> <p>Sensibile ai cambiamenti di illuminazione o a movimenti veloci.</p>

CAPITOLO 2

2. Metodologia proposta

Nel presente capitolo verrà delineata l'implementazione di un codice volto a elaborare e analizzare i video ecografici al fine di studiare il movimento della fascia profonda. Inizialmente, si procederà con la selezione dell'algoritmo di optical flow da adottare, seguito dall'attuazione pratica attraverso l'utilizzo di Matlab. Successivamente verranno esaminate tali decisioni, motivando le scelte effettuate e descrivendo l'approccio di implementazione.

Gli obiettivi per il conseguimento di questo scopo possono essere riassunti nei seguenti passaggi:

1. Sviluppo di un codice Matlab per l'utilizzo di video ecografici al fine di analizzare lo scorrimento della fascia.
2. Selezione ed integrazione di un algoritmo di optical flow per il calcolo dei vettori di velocità.
3. Ricostruzione dei video attraverso il processo di warping, che consente di creare dei video sintetici partendo dal frame iniziale originale ed utilizzando le informazioni dei vettori di spostamento generati dal flusso ottico, come al passo precedente.
4. Valutazione manuale dei video ecografici, pratica attualmente impiegata dai medici per eseguire analisi e formulare considerazioni.

2.1. Acquisizione video ecografici

In collaborazione con il dipartimento di anatomia, due esperti clinici hanno acquisito 22 video provenienti da 11 pazienti (di cui 2 maschi e 9 femmine). Questi video, catturati a livello vertebrale L3 con l'utilizzo di una sonda posizionata trasversalmente, sono stati uniformemente registrati utilizzando lo stesso ecografo.

Durante la procedura di acquisizione, i pazienti sono stati guidati nell'esecuzione di specifici movimenti conformi a un protocollo ripetibile, garantendo uniformità nella registrazione delle condizioni muscolari della schiena. Un aspetto cruciale è stato il rispetto della riservatezza e della privacy dei pazienti, poiché tutti i dati raccolti sono stati ricevuti in forma anonimizzata.

2.2. Scelta dettagli implementativi

I test sono stati eseguiti attraverso simulazioni computazionali utilizzando il software Matlab (versione 2022b). La scelta di Matlab è motivata dalla sua riconosciuta efficacia nell'ambito biomedico, in particolare per l'analisi di immagini e video. Questa piattaforma è stata preferita per via della sua flessibilità che agevola la creazione e la personalizzazione di algoritmi e script, dispone di una vasta gamma di *toolbox* specificatamente progettati per l'elaborazione delle immagini, tra cui l'analisi del movimento (tra cui le function built-in di optical flow), e dimostra una notevole competenza nella gestione di dati complessi, una caratteristica cruciale quando ci si confronta con video ecografici.

È stato sviluppato un codice in grado di leggere ciascun video ecografico tramite la funzione *VideoReader* (2.1). Dopodiché, è stato inizializzato il video di output mediante funzione *VideoWriter* con i relativi parametri, ovvero la qualità del video, un valore scelto variabile da 0 a 100, e il *FrameRate*, ossia il numero di frame desiderato al secondo, che rende più lento o veloce il video (2.2).

```
video = VideoReader ('TLF_ROI.mp4');
```

 (2. 1)

```
outputVideo_OF = VideoWriter ('TLF_ROI_OF.mp4', 'MPEG - 4');  
outputVideo_OF.Quality = 100;  
outputVideo_OF.FrameRate = 1;  
open (outputVideo_OF);
```

 (2. 2)

2.3. Implementazione Optical Flow

Per valutare il movimento della fascia toracolombare, si è scelto di implementare un algoritmo di flusso ottico, un'efficiente tecnica in grado di rilevare gli spostamenti dei pixel all'interno del video e calcolarne la velocità nelle rispettive direzioni.

Come già sottolineato nel Capitolo 1, nell'ambito del flusso ottico si distinguono due categorie principali: Dense Optical Flow e Sparse Optical Flow. Generalmente, i metodi "Sparsi" si concentrano su specifiche caratteristiche dell'immagine, offrendo spesso risultati precisi nella determinazione del movimento dei pixel. Tuttavia, nei video ecografici, individuare tali caratteristiche specifiche può essere complesso, spingendoci a preferire algoritmi "Densi", che considerano l'intera immagine o video.

Per questo studio si è scelto di utilizzare l'algoritmo denso di Horn & Schunk, un metodo noto per essere uno dei primi sviluppati in questo ambito ed è progettato per analizzare l'intero video, rendendolo particolarmente idoneo in situazioni in cui l'individuazione di caratteristiche specifiche, date dai metodi

sparse, risulterebbe complessa o poco affidabile. Nell'ambiente Matlab, è possibile applicare agevolmente tale algoritmo mediante opportuna funzione dedicata facente parte del toolbox di *Computer Vision*.

Dunque, dopo aver letto il video, viene inizializzato l'oggetto *opticalFlow* scelto, mediante la funzione *opticalFlowHS*, e assegnato il parametro di regolarizzazione della "smoothness" mediante funzione *opticalFlowf.Smoothness* (2.3). Questo parametro viene utilizzato per adattare l'algoritmo alle specifiche esigenze dell'applicazione ed alle caratteristiche dell'immagine, definendo il grado di regolarizzazione spaziale desiderato nel calcolo del flusso ottico.

```
opticalFlow = opticalFlowHS;  
opticalFlow.Smoothness = 0.2;           (2. 3)
```

Un valore di "*opticalFlowf.Smoothness*" pari a 0.2 come in questo caso indica un livello di regolarizzazione moderato, ovvero, l'algoritmo tende a produrre un flusso ottico più dettagliato che tiene conto delle variazioni significative, ma al contempo cerca di mantenere una certa coerenza spaziale.

Modificando il valore è possibile regolare il trade-off tra la regolarità spaziale e la precisione del flusso ottico. Valori più alti rendono il flusso più liscio e coerente, ideale per applicazioni in cui è importante avere un flusso ottico stabile, ma potrebbe perdere dettagli significativi nei movimenti nelle piccole parti del frame. Valori più bassi consentono di catturare meglio le variazioni dettagliate, ma potrebbero produrre flussi ottici meno coerenti.

Successivamente è stato creato un ciclo *while* che legge il video frame per frame, convertendo prima i fotogrammi in scala di grigi, mediante funzione *rgb2gray*, rappresentazione preferita in quanto semplifica il processo. Viene poi utilizzata la funzione *estimateFlow* per stimare il flusso ottico tra due fotogrammi video consecutivi. La particolarità di questa funzione è che confronta il frame al tempo corrente T con il frame precedente al tempo T-1. Il primo frame verrà confrontato con un'immagine uniforme di valore 0 in scala di grigi. Il risultato verrà poi memorizzato in una variabile *flow*, che conterrà le informazioni sul movimento dei pixel nell'immagine. Il ciclo continua fino a quando tutti i frame del video di input sono stati processati. Alla fine, in una variabile chiamata *flow_save*, verranno salvati i risultati del calcolo del flusso ottico per ogni frame, ed il video di output conterrà i frame originali con le sovrapposizioni dei vettori di spostamento trovati.

```
frame = readFrame (video);  
grayFrame {i} = rgb2gray (frame);  
flow = estimateFlow (opticalFlow, grayFrame {i});
```

$$\text{flow_save}\{i\} = \text{flow}; \quad (2. 4)$$

È possibile accedere alle informazioni riguardo al flusso ottico calcolato sfruttando i metodi e le proprietà dell'oggetto *flow* nel workspace di Matlab [Fig. 12]. Ad esempio, è possibile visualizzare le velocità del flusso utilizzando *flow.Vx* e *flow.Vy*, che rappresentano gli spostamenti orizzontali e verticali del flusso calcolati come pixel/frame [Fig. 13]. *Vx* rappresenta la direzione e velocità del movimento lungo l'asse delle *x* ed un valore positivo indica un movimento verso destra, mentre uno negativo verso sinistra. *Vy* invece rappresenta la direzione e velocità del movimento lungo l'asse delle *y* ed un valore negativo indica un movimento verso l'alto, viceversa un valore positivo indica un movimento verso il basso. Insieme formano un vettore che descrive il movimento di un punto nell'immagine. La loro combinazione può essere utilizzata per calcolare la *magnitude* del flusso ottico che rappresenta la velocità totale del punto, indipendentemente dalla direzione.

Possono essere estratti anche i valori di *flow.Magnitude* e *flow.Orientation*, che indicano rispettivamente l'intensità del movimento e la sua direzione. La "magnitude" si riferisce al modulo o alla grandezza di un vettore ed esprime quanto un pixel si è spostato tra un frame e il successivo e si calcola mediante $\sqrt{V_x^2 + V_y^2}$: maggiore è il valore, maggiore è la velocità con cui il pixel ha effettuato lo spostamento. Questa misura è utile per individuare le regioni dell'immagine in cui il movimento è più o meno significativo, consentendo di distinguere tra movimenti rapidi e lenti. La "orientation" invece è essenziale per comprendere come il movimento si svolge all'interno dell'immagine.

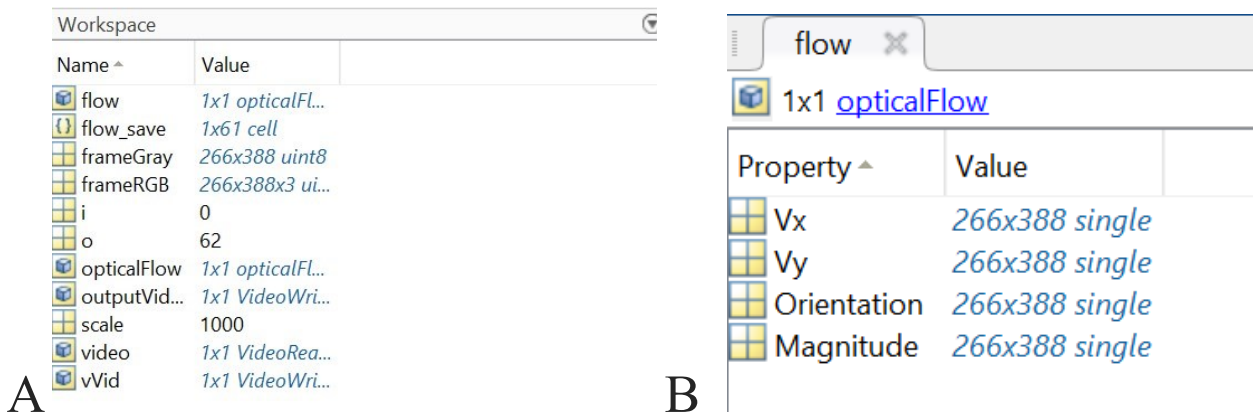


Figura 12: Come accedere alle informazioni riguardo al flusso ottico calcolato.
 Workspace (A) → flow → selezionare le diverse matrici in base a quello che si vuole visualizzare (B).

flow.Vx		8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-7.3329e-11	3.6665e-11	
41	0.332e-10	0	0	-7.3331e-11	-1.4667e-10	0	0	0	0	0	0	0	-6.9663e-10	7.3339e-11	-5.8663e-10	-5.4998e-10
42	1.266e-09	1.7972e-09	-8.0618e-10	-1.6134e-09	-1.1004e-09	-1.3200e-09	0	0	0	0	0	-2.9698e-09	-8.4323e-10	-6.4906e-09	-3.0083e-09	-5.1346e-09
43	3.801e-08	4.4072e-09	-4.2077e-09	-1.1952e-08	-1.5990e-08	-6.0169e-09	-5.2800e-09	-7.2670e-11	-1.4543e-10	-7.5523e-09	-4.9131e-09	-2.9929e-08	-1.5765e-08	-3.6697e-08	-4.3132e-08	-4.3132e-08
44	8.744e-08	3.6651e-08	-4.2013e-08	-8.4372e-08	-7.1266e-08	-6.7379e-08	-1.7681e-08	-1.3478e-08	-1.3915e-08	-1.3626e-08	-7.6567e-08	-4.8722e-08	-1.4593e-07	-1.3932e-07	-2.0386e-07	-2.0386e-07
45	4.874e-07	5.7693e-08	-2.1554e-07	-3.5785e-07	-4.1339e-07	-2.2156e-07	-1.6368e-07	-5.1838e-08	-4.7767e-08	-1.2526e-07	-7.2126e-08	-3.1444e-07	-2.5983e-07	-5.9975e-07	-8.6953e-07	-8.6953e-07
46	6.415e-07	-4.9814e-08	-9.1637e-07	-1.5028e-06	-1.3170e-06	-1.0647e-06	-4.3306e-07	-2.9675e-07	-1.8777e-07	-4.5732e-08	-2.9241e-07	1.1153e-08	-8.8312e-07	-1.4194e-06	-2.9231e-06	-2.9231e-06
47	2.286e-06	-9.7500e-07	-3.4320e-06	-4.5153e-06	-4.6352e-06	-2.7336e-06	-1.7692e-06	-6.7911e-07	-2.1854e-07	1.0835e-07	1.3971e-06	6.4698e-07	2.0737e-07	-3.7503e-06	-8.7240e-06	-8.7240e-06
48	5.256e-07	-4.9818e-06	-9.9326e-06	-1.3261e-05	-1.1890e-05	-8.3209e-06	-4.0308e-06	-2.1510e-06	-2.7706e-08	3.3024e-06	5.5687e-06	8.9498e-06	2.1840e-06	-4.5666e-06	-2.5289e-06	-2.5289e-06
49	3.561e-06	-1.5969e-05	-2.5991e-05	-3.1768e-05	-3.1860e-05	-1.8742e-05	-1.2158e-05	-5.5681e-06	1.1662e-06	9.7918e-06	2.3921e-05	2.7908e-05	1.6649e-05	-3.4896e-06	-6.3373e-06	-6.3373e-06
50	5.806e-06	-4.2566e-05	-5.6388e-05	-7.2083e-05	-7.6281e-05	-4.4379e-05	-3.1892e-05	-1.9710e-05	-1.5470e-06	2.6429e-05	5.7170e-05	9.1466e-05	1.0787e-04	3.9664e-06	-1.6077e-06	-1.6077e-06
51	0.853e-05	-1.0815e-04	-1.0178e-04	-6.5739e-05	-3.8450e-05	-8.2429e-05	-9.2609e-05	-6.5852e-05	-2.0642e-05	3.8026e-05	1.2061e-04	2.0905e-04	3.1087e-04	1.1796e-04	-1.8015e-04	-1.8015e-04
52	2.789e-05	-4.5431e-05	-4.7436e-05	-8.2062e-05	-1.2856e-04	-2.2901e-04	-2.6351e-04	-1.9438e-04	-9.6252e-05	2.6442e-05	1.6592e-04	3.4942e-04	4.8731e-04	-1.9536e-05	-5.4205e-05	-5.4205e-05
53	6.469e-05	1.0272e-05	1.1054e-04	2.5097e-05	-2.2867e-04	-5.4753e-04	-6.6730e-04	-4.0033e-04	-1.3223e-04	7.7726e-06	8.5705e-05	1.7032e-04	-1.1477e-05	-1.2668e-04	-1.9566e-04	-1.9566e-04
54	3.538e-05	8.7492e-05	2.8663e-04	2.4034e-04	-3.7090e-04	-0.0013	-0.0019	-0.0013	-5.1214e-04	-2.1881e-04	-3.1900e-04	-3.7551e-04	-2.6707e-04	2.7515e-04	9.3216e-04	9.3216e-04
55	2.983e-05	1.5484e-04	5.9108e-04	8.8704e-04	1.4758e-04	-0.0017	-0.0027	-0.0015	-5.5010e-04	-4.0548e-04	-9.2040e-04	-0.0012	-3.5471e-04	7.1682e-04	0.002	0.002
56	3.329e-04	-4.0750e-04	1.5810e-04	0.0019	0.0025	4.5614e-04	-0.0013	-0.0011	-1.7410e-04	-2.9343e-04	-0.0014	-0.0022	-9.3918e-04	3.4216e-04	0.002	0.002

Figura 13: Visualizzazione di flow.Vx, ovvero la componente orizzontale dell'optical flow. Come si può osservare i numeri compongono un movimento ondulatorio che richiama la fascia, in quanto gli spostamenti vengono visualizzati solo dove i pixel si muovono da un frame a quello successivo. Se i pixel rimangono fermi verrà contato 0.

È possibile generare rappresentazioni grafiche dei vettori di output derivati dall'analisi del flusso ottico e sovrapporli direttamente sui frame del video ecografico. Questa rappresentazione utilizza frecce per visualizzare la direzione del movimento stimato dei punti nell'immagine [Fig. 14]. Questo approccio fornisce un'interpretazione intuitiva del movimento degli oggetti all'interno del video, facilitando la comprensione del flusso di movimento nell'immagine, sia ai fini di analisi che per il monitoraggio dei movimenti di oggetti o punti di interesse.

Le frecce, o vettori di flusso ottico stimati, raffigurano il movimento apparente dei punti o delle regioni nell'immagine tra due fotogrammi consecutivi o due istantanee nell'analisi dell'immagine. La lunghezza delle frecce viene utilizzata per rappresentare la velocità del movimento. Queste velocità vengono stimate attraverso l'analisi delle variazioni spaziali di intensità tra due fotogrammi consecutivi. Il calcolo delle velocità dipende dall'algoritmo scelto, ma le tecniche comuni comprendono il calcolo del gradiente delle immagini, la minimizzazione dell'errore tra i fotogrammi e l'uso di finestre locali per stimare il movimento. Queste informazioni consentono di valutare la velocità relativa del movimento delle strutture di interesse all'interno del video ecografico, fornendo un'analisi dettagliata dei movimenti rilevati [40].

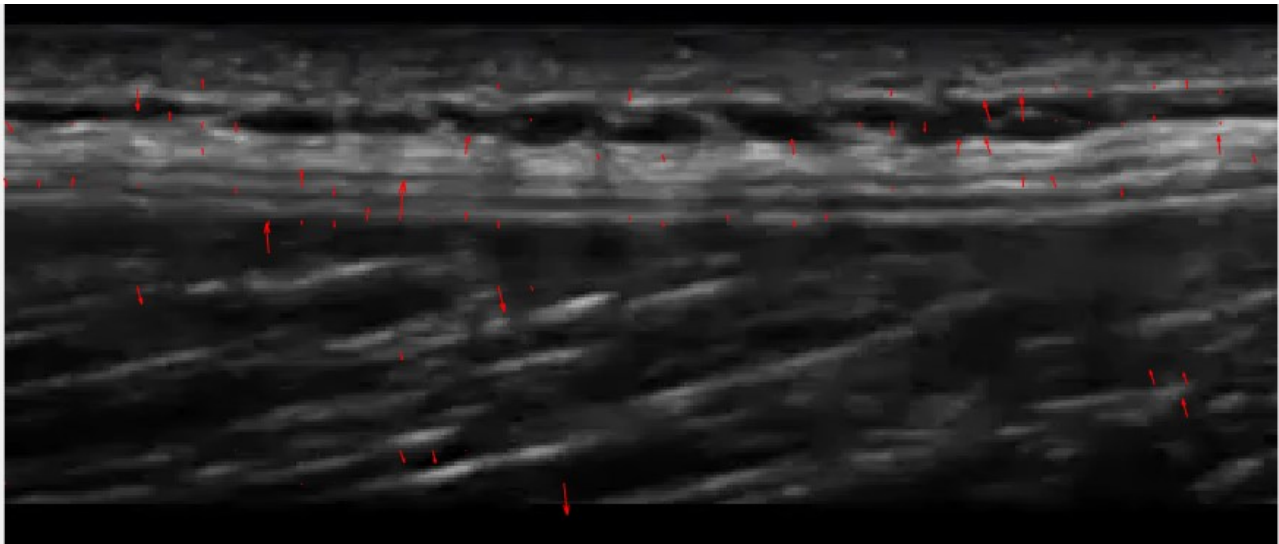


Figura 14: Visualizzazione delle frecce di optical flow sul frame di partenza.

L'immagine in questione mostra il frame 1 con sovrapposto un diagramma di frecce che evidenziano gli spostamenti accumulati nel corso del video. Questa rappresentazione consente di osservare la dinamica del movimento all'interno della scena, fornendo una panoramica visiva delle direzioni e delle intensità degli spostamenti. La punta di ogni freccia rappresenta la posizione finale di un punto nell'ultimo frame, mentre la base indica la posizione iniziale. Pertanto, osservando la direzione delle frecce, è possibile determinare il percorso seguito dai pixel nel corso dell'intero video.

Le diverse lunghezze delle frecce forniscono un'indicazione visiva dell'entità dello spostamento. Frecce più lunghe indicano spostamenti più ampi, mentre frecce più corte suggeriscono spostamenti minori. Questa rappresentazione visiva offre un modo intuitivo per valutare la variabilità e l'importanza dei movimenti all'interno della scena, permettendo una comprensione immediata dell'andamento complessivo del flusso ottico nel video ecografico.

Attraverso la rappresentazione fornita nella figura sotto [Fig. 15], è possibile esaminare chiaramente le regioni in cui si sono verificati spostamenti più significativi. Questa visualizzazione offre una panoramica visiva degli spostamenti accumulati nel flusso ottico del video ecografico. Grazie a questa rappresentazione, è facile comprendere in modo rapido e intuitivo gli oggetti in movimento presenti nella scena, identificando le aree in cui si sono manifestati cambiamenti più sostanziali nel corso del tempo (durata del video).

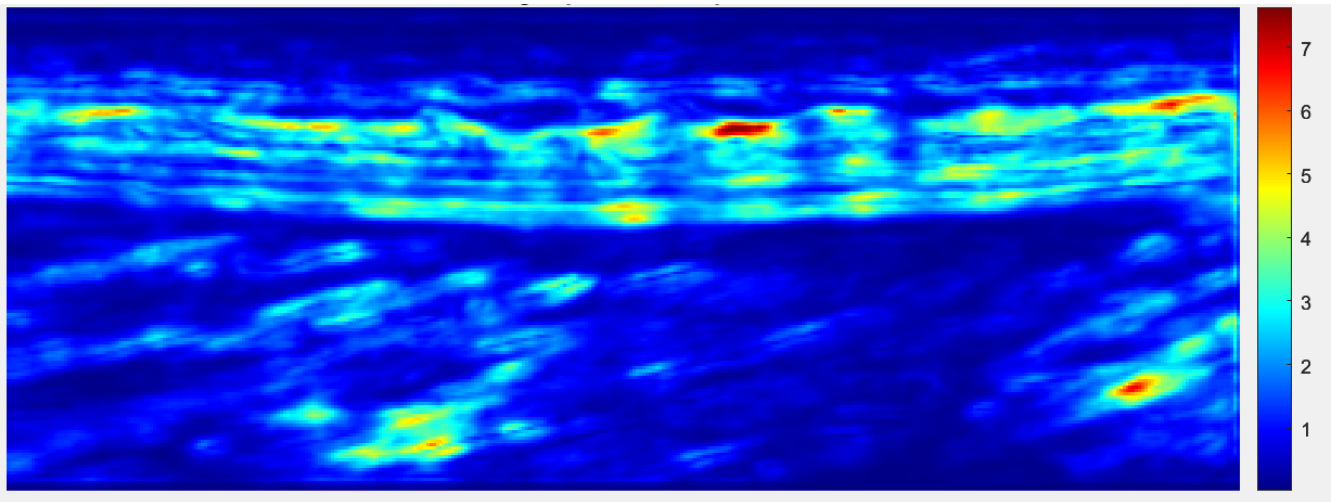


Figura 15: Jet colormap dell'entità degli spostamenti rilevati dall'optical flow.

La scala di colore jet utilizzata evidenzia le variazioni di intensità negli spostamenti. Le regioni caratterizzate da colori caldi, dal verde al rosso, indicano spostamenti più intensi, mentre le regioni più fredde, dall'azzurro al blu, rappresentano spostamenti di entità minore. Di conseguenza, osservando le zone più luminose, è possibile identificare visivamente le aree in cui si sono verificati gli spostamenti più sostanziali nel corso del video.

2.4. Confronto tra valutazione manuale delle immagini ecografiche e optical flow

2.4.1. Metodi di valutazione manuale

Al fine di condurre un'analisi di validazione dell'algoritmo di optical flow implementato, i video ecografici della fascia toracolombare sono stati valutati manualmente, tecnica attualmente utilizzata in ambito medico. I medici valutano dinamicamente le immagini video per osservare le modifiche nel tempo, come il movimento dei tessuti o la dinamica del flusso sanguigno. In molti casi, possono confrontare l'immagine o il video corrente con immagini precedenti o immagini di riferimento per rilevare i cambiamenti nel tempo. L'efficacia di questo processo di valutazione manuale dei video ecografici dipende dalla precisione dell'acquisizione delle immagini, dalla qualità delle attrezzature e soprattutto, essendo l'ecografia operatore-dipendente, dall'esperienza e competenza del medico.

Sono stati analizzati manualmente 22 video ecografici della fascia toracolombare attraverso diversi approcci per tracciare il movimento della fascia:

QUALITATIVI

- *Ispezione visiva sull'intera immagine (frame)*: approccio basato sull'osservazione del video originale, ed identificazione di specifiche strutture in movimento, seguendone l'andamento.
- *Ispezione visiva su una regione di interesse (ROI), quindi su una porzione dell'intera immagine*: si focalizza l'analisi su specifiche aree nel video che sono particolarmente critiche o interessanti, e si verifica se il flusso ottico riesce a seguire con precisione i dettagli in queste regioni, valutando l'adeguatezza del tracciamento nelle zone di maggiore rilevanza.

QUANTITATIVI

- *Confronto con una ground truth*: approccio basato sul confronto tra dati di riferimento (verità di fondo) e i dati stimati dall'algoritmo.

In un primo stadio, è stata condotta un'analisi visiva per valutare la precisione dell'optical flow nel tracciare i movimenti reali del video. Questa valutazione è stata esclusivamente visiva, poiché osservare dinamicamente l'andamento delle strutture nel video con i vettori di flusso ottico sovrapposti consente di determinare se l'algoritmo sta operando correttamente. Tale valutazione si traduce nell'osservazione delle frecce che puntano nella direzione corretta dello spostamento, fornendo una rappresentazione visiva dell'efficacia dell'algoritmo nel seguire i movimenti della fascia.

Per l'analisi della Region Of Interest, è stato acquisito il primo frame di ciascun video e successivamente è stata eseguita un'operazione di ritaglio per isolare specifiche ROI [Fig. 16] al fine di esaminare in modo più dettagliato le aree critiche. Successivamente, l'optical flow è stato applicato specificatamente a queste regioni, consentendo un'osservazione più precisa dei dettagli degli spostamenti presenti.

L'isolamento e l'applicazione del flusso ottico a queste ROI hanno agevolato una valutazione più accurata e dettagliata degli spostamenti, contribuendo a una comprensione più approfondita delle caratteristiche specifiche della fascia toracolombare nei video ecografici considerati.

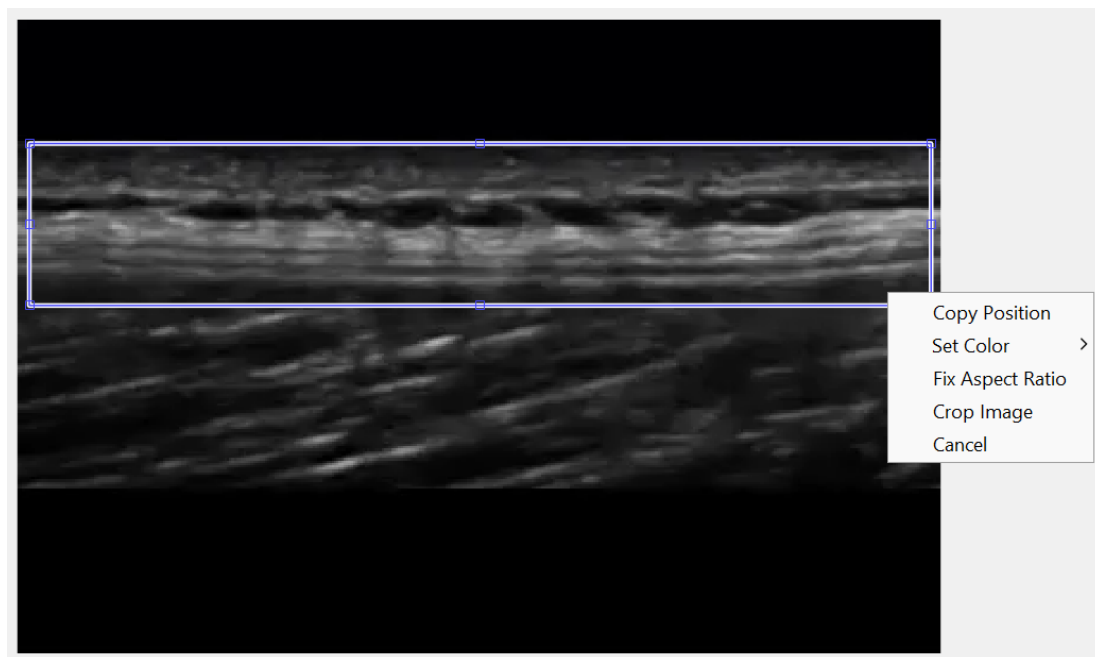


Figura 16: Selezione della ROI.

Successivamente si è passati all'analisi del *ground truth*¹, ovvero dati di riferimento che descrivono i movimenti reali, evidenziando come i pixel si spostano tra i frame.

Il dataset di riferimento è stato creato, appositamente per questo studio, attraverso il tracciamento manuale degli spostamenti dei pixel coinvolti nei movimenti più significativi. In particolare, è stato selezionato un frame iniziale e sono state registrate le coordinate di un pixel di interesse. Successivamente, è stato considerato il frame successivo, annotando manualmente le nuove coordinate del medesimo pixel in movimento. Questo metodo ha permesso di sviluppare un ground truth affidabile per valutare la performance dell'algoritmo.

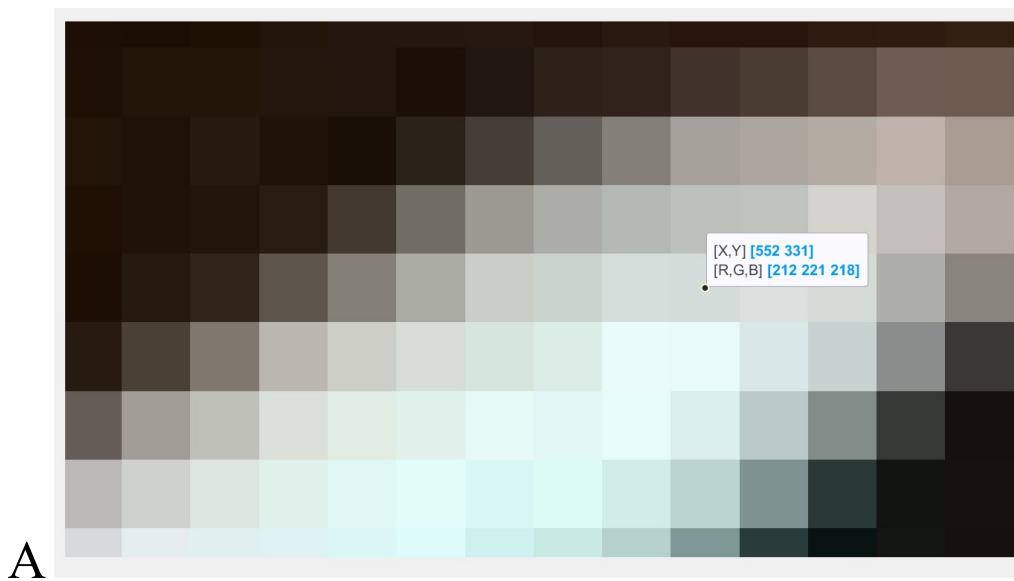
La sfida in questo contesto specifico dei video ecografici è stata individuare con precisione gli stessi punti tra un frame e l'altro, in quanto caratterizzati da una bassa qualità e dal rumore sale e pepe. Questo rende difficile garantire che il pixel selezionato corrisponda esattamente a quello selezionato precedentemente. Per affrontare questa sfida, si è scelto di eseguire la validazione su un video prova non ecografico di alta qualità [Fig. 17], semplificando quindi il processo e consentendo la valutazione in una situazione più vantaggiosa rispetto ai video ecografici.

¹ Tecnica impiegata per convalidare un algoritmo. Utilizzata in statistica e nell'apprendimento automatico, la verità di fondo è un dato che si assume come vero [48].



Figura 17: Video utilizzato per validare la procedura manuale.

Nelle immagini di seguito viene illustrato il procedimento di selezione di un pixel in due frame successivi.



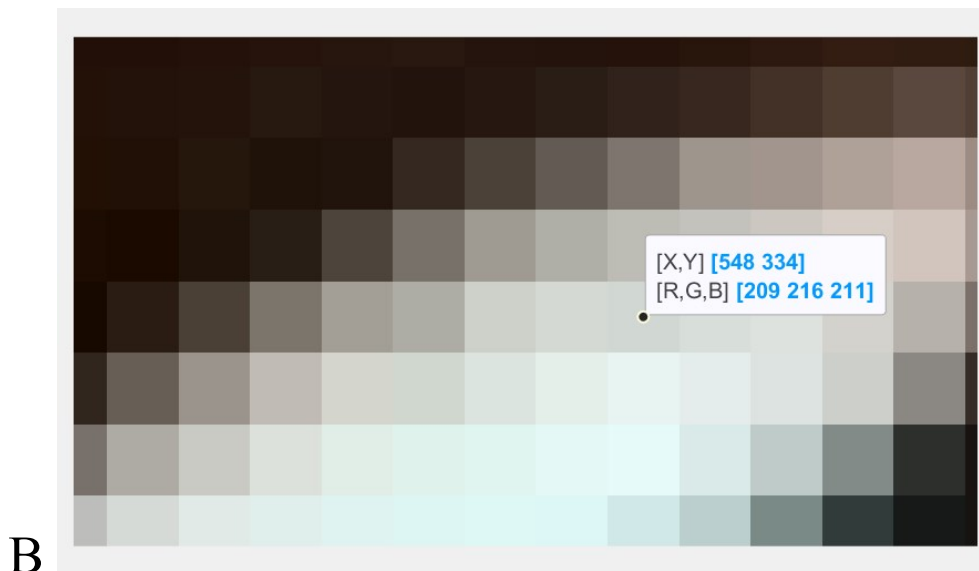


Figura 18 : Tracking manuale di un pixel in movimento. (A) coordinate iniziali. (B) coordinate finali.

Successivamente, è stato quantificato lo spostamento compiuto mediante la formula riportata:

$$magnitude = \sqrt{(x_{finale} - x_{iniziale})^2 + (y_{finale} - y_{iniziale})^2} \quad (2. 5)$$

Il valore risultante, rappresentante il ground truth di riferimento, è stato confrontato con quello generato dall'optical flow. Tuttavia, è stato necessario precedere tale confronto moltiplicando la matrice di output *flow.Magnitude* per un adeguato fattore di scala, precedentemente determinato come 10. Questa normalizzazione dei risultati ha agevolato un confronto significativo con quelli ottenuti manualmente. Dopodichè, le coordinate inizialmente annotate (in questo caso [552 331]) sono state cercate nella matrice, ed è stato esaminato il valore corrispondente nella cella. Se il valore fosse coinciso con quello calcolato manualmente, avrebbe indicato un corretto funzionamento dell'algoritmo.

E' importante notare che il valore derivante dall'analisi manuale potrebbe non coincidere esattamente con quello calcolato dall'algoritmo. Ciò è dovuto al fatto che il flusso ottico stima il movimento tra i frame ed è influenzato da diversi fattori, tra cui i parametri specifici dell'optical flow e le approssimazioni intrinseche dall'algoritmo (i.e., interpolazione). Tuttavia, pur non coincidendo esattamente, i valori dovrebbero essere proporzionali ed offrire una stima ragionevole dei movimenti rilevati.

Attraverso un'analisi approfondita della coerenza tra i valori misurati manualmente e quelli stimati dall'algoritmo, è possibile ottenere una valutazione dettagliata delle prestazioni complessive del sistema. Questa comparazione mirata fornisce un'analisi dettagliata sulla capacità dell'algoritmo di catturare con precisione i movimenti presenti nel video ecografico.

Per valutare l'accuratezza delle stime, è stata condotta un'analisi dell'errore confrontando gli spostamenti noti con quelli stimati dall'algoritmo di flusso ottico. Questo processo ha fornito un indicatore del grado di incertezza nelle stime, consentendo di esaminare quanto le previsioni del flusso ottico si avvicinassero ai movimenti noti.

La valutazione della concordanza tra due misurazioni può essere essenziale in molte ricerche e analisi statistiche. In questo contesto è stato rappresentato il grafico di Bland-Altman, strumento efficace per valutare la concordanza tra i dati di ground truth (GT) e quelli derivati dall'optical flow (OF). L'analisi del grafico rivela aspetti rilevanti, con particolare attenzione ai limiti di concordanza, i quali delineano l'intervallo in cui ci si aspetta che circa il 95% dei dati cada.

Prima di applicare questo metodo, è cruciale assicurarsi che i dati in esame seguano una distribuzione normale, presupposto fondamentale per garantire la validità delle analisi statistiche. Per accertare la normalità dei dati è stato utilizzato il *Test di Lilliefors*, una variante del più ampio test di Shapiro-Wilk, particolarmente adatto quando la dimensione del campione è limitata. Il Test di Lilliefors valuta l'ipotesi nulla che i dati seguano una distribuzione normale, fornendo così una metrica per valutare la normalità della distribuzione degli errori tra le due misurazioni. Il risultato del test è espresso attraverso due valori principali: il valore h (ipotesi nulla rigettata o accettata) e il valore p (p-value). Se h è 0, non si rigetta l'ipotesi nulla che i dati siano normalmente distribuiti e un valore p elevato indica che non ci sono sufficienti evidenze per rigettare l'ipotesi nulla. L'applicazione del Test di Lilliefors nella presente ricerca è stata cruciale per garantire l'adeguatezza dei dati al modello del grafico di Bland-Altman. L'analisi dei risultati ha portato valori di $h = 0$ e $p = 0.5$, indicando che non vi erano sufficienti evidenze per rigettare l'ipotesi nulla di normalità dei dati; dunque, i dati seguono una distribuzione normale. Questo consente di procedere con fiducia nell'interpretazione del grafico di Bland-Altman, assicurando che le conclusioni tratte siano robuste e valide statisticamente [41].

2.4.2. Metodo di valutazione dell'optical flow tramite creazione video sintetici: Warping

Il processo di ricostruzione video, noto come “warping²”, è stato utilizzato in Matlab per generare video sintetici. Questo processo richiede l'input del frame iniziale e dei vettori di flusso ottico calcolati in precedenza. In pratica, si potrebbe immaginare di chiedere a ciascun pixel del frame 1 di spostarsi seguendo i vettori di optical flow fino a raggiungere una nuova posizione finale, attraverso l'uso della funzione *interp2*.

Interp2 trova applicazione in questo procedimento quando è essenziale condurre un'interpolazione³ tra i pixel presenti nell'immagine di partenza e quelli presenti nella nuova immagine di destinazione. Questa funzione è ampiamente impiegata per calcolare i valori dei pixel nella nuova immagine, basandosi sulle coordinate trovate attraverso la trasformazione geometrica definita dai vettori di flusso ottico. Questo è particolarmente utile quando si devono stimare i valori di una funzione o di un insieme di dati in posizioni che non sono campionate direttamente nella griglia dell'immagine di partenza.

Dunque, *interp2* gioca un ruolo essenziale nella ricostruzione video, consentendo una transizione graduale e fluida dei pixel da una posizione all'altra, basandosi sui dati di flusso ottico calcolati. Questo processo è fondamentale per creare video sintetici.

La sintassi di *interp2* su Matlab è la seguente [42]:

$$V_q = \text{interp2}(X, Y, V, X_q, Y_q, \text{Method}); \quad (2. 6)$$

Dove

- X e Y sono i vettori delle coordinate x e y dei dati campionati nella griglia regolare (2.6).
- V è una matrice o vettore contenente i valori corrispondenti a ciascuna combinazione di coordinate (X, Y) .
- X_q e Y_q sono i vettori delle coordinate x e y in cui si desidera stimare i valori interpolati.

² Nel contesto dell'elaborazione di immagini e video, si riferisce alla trasformazione di un'immagine o di un frame video in base a una trasformazione geometrica specifica, la quale può comportare il cambiamento della posizione, della scala, della rotazione o della distorsione dell'immagine [49].

³ L'interpolazione lineare è un metodo matematico per trovare approssimativamente un valore compreso tra due valori noti. Tale valore sarà approssimato, per eccesso o per difetto [50]. L'interpolazione lineare è ampiamente utilizzata in vari campi, inclusa l'elaborazione delle immagini e la grafica computerizzata.

- *Method* è una stringa che specifica il metodo di interpolazione. Può essere *linear* (interpolazione lineare), *nearest* (interpolazione del valore più vicino), *spline* (interpolazione spline) e *cubic* (interpolazione cubica).

La funzione restituirà una matrice V_q che conterrà i valori interpolati corrispondenti alle coordinate specificate in X_q e Y_q .

La funzione *interp2* viene utilizzata per l'interpolazione bidimensionale, il che significa che può essere utilizzata per stimare i valori tra punti di dati esistenti di una griglia regolare, creata nel seguente modo:

$$[X \ Y] = \text{meshgrid}(1:\text{size}(\text{grayFrame}\{i\},2), 1:\text{size}(\text{grayFrame}\{i\},1)); \quad (2.7)$$

La funzione *meshgrid* in Matlab è uno strumento fondamentale per la generazione di griglie bidimensionali ed è essenziale quando si lavora con dati distribuiti su una griglia regolare e si desidera eseguire operazioni coordinate. In questo caso si sta utilizzando la funzione *meshgrid* con le dimensioni del frame di immagine *grayFrame{i}*. La funzione *size(grayFrame{i},2)* restituisce la larghezza del frame nella seconda dimensione (generalmente la larghezza dell'immagine), mentre *size(grayFrame{i},1)* restituisce l'altezza del frame nella prima dimensione (generalmente l'altezza dell'immagine). Dunque, $[X \ Y]$ saranno le coordinate dei pixel nel frame corrente, ovvero quello di partenza, corrispondenti ad una matrice del seguente tipo:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	0													
2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
3	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
4	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
5	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
6	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
7	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
8	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
9	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
10	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
11	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
13	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
14	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
15	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
16	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
17	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
18	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
19	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	

A

The image shows a MATLAB window with two matrices, X and Y, displayed in a grid format. The window title is '266x388 double'. Matrix X is a 19x14 grid where each row contains the same value from 1 to 19. Matrix Y is a 19x14 grid where each column contains the same value from 1 to 14. The matrices are labeled 'A' and 'B' respectively.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12
13	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13	13
14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15
16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19

Figura 19: Matrici ottenute dalla funzione *meshgrid*. (A) raffigura la matrice X, (B) raffigura la matrice Y.

Quando si applica *interp2* alla ricostruzione di video o immagini, di solito viene utilizzata per stimare il frame successivo partendo dal frame corrente, avvalendosi dei vettori velocità precedentemente calcolati dall’algoritmo optical flow. In questa procedura, i vettori V_X e V_Y vengono estratti dall’oggetto *flow*, e adeguatamente ridimensionati moltiplicandoli per un fattore di scala a 10, lo stesso empiricamente intuito ai passi precedenti. La scelta di questo valore è stata effettuata dopo opportune verifiche e valutazioni. Sono stati calcolati manualmente gli spostamenti dei pixel nei frame successivi e constatato che i valori ottenuti superavano tutti la soglia di 1 pixel/frame, mentre all’interno della matrice della Magnitude erano tutti espressi in forma decimali. Questo ha portato a scoprire che ridimensionando i valori di un fattore 10, i risultati coincidevano approssimativamente con quelli calcolati manualmente. Senza questo passaggio, la ricostruzione del video sintetico sarebbe stata impossibile poiché i valori erano troppo ridotti per determinare uno spostamento significativo dei pixel, e quindi generare il video.

Successivamente, le nuove coordinate dei pixel nel frame successivo sono state calcolate sottraendo i vettori di velocità derivati dal flusso ottico dalla rispettiva posizione in tale frame successivo (2.7). Si generano quindi delle matrici di vettori nel formato *double*, requisito essenziale per consentire l’uso della funzione *interp2*. Di fatti tale strumento richiede che le matrici siano nel formato *double* o *single*⁴ per essere correttamente elaborate.

⁴ Double utilizza 64 bit per rappresentare un numero in virgola mobile e ha una maggiore precisione rispetto a single, ovvero significa che può rappresentare numeri con più cifre decimali senza perdere dettagli.

Single utilizza 32 bit per rappresentare un numero in virgola mobile e ha una precisione ridotta, ovvero significa che può rappresentare un numero con meno cifre decimali di precisione.

La scelta tra i due dipende da esigenze specifiche. Se è necessaria una grande precisione è preferibile “double”, ma se si lavora su dataset molto grandi e la precisione è meno critica si opta per “single”.

$$\begin{aligned}
& \text{scala} = 10; \\
& V_x = \text{scala} * \text{flow}.V_x; \\
& V_y = \text{scala} * \text{flow}.V_y; \\
& X_q = \text{double}(X) - \text{double}(V_x); \\
& Y_q = \text{double}(Y) - \text{double}(V_y);
\end{aligned} \tag{2. 8}$$

Dopodiché, viene eseguita la funzione *interp2*.

$$\text{frame_predicted}\{i\} = \text{interp2}(X, Y, \text{im2double}(\text{frame_predicted}\{i - 1\}), X_q, Y_q, \text{'linear'}, 0) \tag{2. 9}$$

Viene quindi dato in input:

- Le coordinate X e Y del frame corrente.
- Il frame corrente trasformato in double (scritto come $\text{frame_predicted}\{i - 1\}$ in quanto indica il frame precedente a quello che si andrà a predire).
- Le nuove coordinate del frame predetto X_q e Y_q .
- Il metodo con il quale vogliamo interpolare, in questo caso è stato scelto quello *lineare*.

Il risultato di questo processo consiste, come affermato già all’inizio di questo paragrafo, in un video sintetico progettato per emulare il video originale, ovvero l’ecografia della fascia toracolombare. Poiché la ricostruzione del video si basa su una sequenza di frame predetti mediante un’interpolazione lineare, i valori dei pixel nei frame non saranno identici ai frame originali, e di conseguenza, l’aspetto visivo del video sintetico potrebbe variare leggermente rispetto all’originale.

Dopo la generazione dei video sintetici, è stato applicato nuovamente l’algoritmo di optical flow per ricavarne, su questi, i vettori di spostamento. L’obiettivo era valutare se i risultati ottenuti fossero congruenti con i valori derivati dall’applicazione dell’optical flow ai video originali. Per misurare la coerenza tra questi due insiemi di dati, sono stati utilizzati indicatori statistici di performance. Queste metriche hanno consentito di quantificare la discrepanza tra i due insiemi di dati:

- La matrice di output ottenuta dall’applicazione del flusso ottico ai video *originali* della fascia.
- La matrice di output derivata dall’applicazione del flusso ottico ai video *sintetici* della fascia.

Queste misurazioni sono servite a esaminare in che misura il flusso ottico nei video sintetici sia in grado di replicare i movimenti rilevati nei video originali.

2.5. Metriche di performance

Al fine di valutare l'efficacia dell'implementazione dell'optical flow, sono stati utilizzati indici statistici specifici per valutare l'accuratezza e la precisione del processo. Questi indici rivestono un'importanza fondamentale nel contesto dell'analisi poiché consentono di misurare in modo obiettivo quanto bene il codice svolga la sua funzione, fornendo una valutazione della qualità della previsione e delle prestazioni del sistema. I risultati generati da queste metriche possono essere utilizzati per ottimizzare il codice, valutare la corretta configurazione dei parametri dell'algoritmo e monitorare eventuali miglioramenti delle prestazioni nel tempo.

SSIM – Structural Similarity Index

L'indice di somiglianza strutturale (SSIM) è un parametro ampiamente utilizzato per valutare la qualità percettiva tra un'immagine originale e una modificata, in questo caso sintetica. Valuta la similarità tra le due immagini prendendo in considerazione la luminanza, il contrasto e la struttura. La formula per il calcolo è a seguente:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2 \mu_x \mu_y + C_1) (2 \sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1) (\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

Dove

- μ_x e μ_y sono le medie delle intensità dei pixel nelle immagini x e y.
- σ_x^2 e σ_y^2 sono le varianze delle intensità dei pixel nelle immagini x e y.
- σ_{xy} è la covarianza tra x e y.
- C_1 e C_2 sono costanti per evitare divisioni per zero.

I valori vanno da -1 a 1, dove 1 indica perfetta similarità, 0 indica che non c'è similarità e -1 indica perfetta anti-correlazione [43].

In Matlab è possibile applicare tale indice mediante la funzione *ssim* nel seguente modo:

$$SSIM = ssim(A, ref); \tag{2. 10}$$

MSE – Mean Square Error

L'errore quadratico medio (MSE) è una metrica ampiamente impiegata per valutare l'errore o la discrepanza tra due insieme di dati. Questa misura quantifica la deviazione quadratica media tra i valori previsti e quelli effettivi e la formula è espressa come segue:

$$MSE(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2$$

(2. 11)

Dove

- N è il numero totale di pixel o campioni confrontati.
- x_i rappresenta il valore di un pixel nel video *originale*.
- y_i rappresenta il valore di un pixel nel video *sintetico*.

L'MSE è una misura positiva che riflette la differenza media tra due set di dati, indicando quanto siano distanti l'uno dall'altro. Un valore più elevato di MSE corrisponde a una maggiore discrepanza tra i dati. Di conseguenza, un MSE basso, prossimo allo zero, suggerisce una buona corrispondenza tra i due video.

Tale indice è sensibile a valori anomali (outliers), cioè a dati che si discostano significativamente dalla tendenza generale, e la loro presenza richiede un'attenzione particolare durante l'analisi e interpretazione dei risultati.

In Matlab viene applicata direttamente la funzione *immse* per calcolare l'MSE, inclusa nel toolbox di *Image Processing*.

$$MSE = immse(A, ref) \quad (2. 12)$$

Dove

- A è l'insieme di dati predetto
- ref è l'insieme di dati di riferimento

```

%MSE
matrice_VideoOriginale = flow.Magnitudine;
matrice_VideoSintetico = flow_sint.Magnitudine;
MSE = immse (matrice_VideoSintetico,matrice_VideoOriginale);

```

Figura 20: Calcolo MSE in Matlab.

MAE – Mean Absolute Error

L'errore assoluto medio (MAE) presenta una similitudine con l'MSE, tuttavia, differisce nel calcolare la media degli errori in valore assoluto tra il valore effettivo e quello previsto. Tale metrica fornisce una valutazione della discrepanza globale tra i dati, misurando la deviazione media senza considerare la direzione degli errori.

$$MAE(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|$$

(2. 13)

Dove

- N è il numero totale di pixel o campioni confrontati (in questo caso di frame).
- x_i rappresenta il valore di un pixel nel video *originale*.
- y_i rappresenta il valore di un pixel nel video *sintetico*.

Il MAE non presenta l'elevazione al quadrato e questo gli conferisce maggiore robustezza nei confronti di valori anomali o picchi di errore. Questo indice non considera la direzione dell'errore, il che significa che non si può determinare se gli errori negativi o positivi hanno un impatto maggiore sulla media complessiva. Inoltre, il MAE è meno sensibile agli outliers rispetto al MSE.

Il valore del MAE rappresenta la media degli errori assoluti, mantenendo sempre un valore positivo a causa del calcolo dell'assoluto. Un valore basso suggerisce una maggiore somiglianza tra i dati, mentre uno più elevato indica una maggiore discrepanza. Di conseguenza, un risultato prossimo a zero è consigliabile, indicando una buona aderenza tra i dati previsti e quelli effettivi.

In Matlab l'implementazione per il calcolo del MAE non corrisponde ad una funzione built-in ma è stata implementata come segue:

```

%MAE
matrice_VideoOriginale = flow.Magnitudine;
matrice_VideoSintetico = flow_sint.Magnitudine;
MAE = mean(abs((matrice_VideoOriginale)-(matrice_VideoSintetico)), 'all');

```

Figura 21: Calcolo MAE in Matlab.

RMSE – Root Mean Squared Error

Lo scarto quadratico medio (RMSE) è una metrica molto utilizzata per valutare la qualità delle previsioni e misura l'errore assoluto, nel quale gli errori vengono elevati al quadrato per evitare la possibilità che valori positivi e negativi si annullino a vicenda, come avviene nel MSE. L'RMSE valuta la deviazione delle previsioni rispetto ai valori reali attraverso l'utilizzo della distanza euclidea come misura di confronto.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^2}$$

(2. 14)

Dove

- N è il numero di campioni.
- x_i rappresenta il valore di un pixel nel video *originale*.
- y_i rappresenta il valore di un pixel nel video *sintetico*.

Frequentemente impiegato per valutare l'accuratezza di un modello o di un metodo, lo scarto quadratico medio si rivela cruciale nel valutare le prestazioni di tali approcci. Un valore prossimo a zero è generalmente interpretato come positivo, indicando una bassa discrepanza tra le due matrici e, di conseguenza, una buona concordanza tra le previsioni del modello e i dati reali [44], [45].

In Matlab esiste direttamente la funzione *rmse* presente dalle versioni 2022b.

$$E = rmse(F, A, "all")$$

(2. 15)

Dove

- F sta per *Forecast* array, ovvero l'array predetto.
- A sta per *Actual* array, ovvero l'array reale.

```

%RMSE
matrice_VideoOriginale = flow.Magnitude;
matrice_VideoSintetico = flow_sint.Magnitude;
RMSEValue = rmse (matrice_VideoSintetico,matrice_VideoOriginale);
RMSE = mean (RMSEValue);

```

Figura 22: Calcolo RMSE in Matlab.

I valori di questi indici di performance sono stati interpretati con riferimento ad una scala prestabilita, considerando la specificità dei video ecografici caratterizzati da una bassa risoluzione. In tale contesto, gli errori espressi in pixel/frame possono essere maggiormente tollerabili rispetto a situazioni in cui la risoluzione è più elevata. La scala di riferimento è stata creata dopo un'attenta osservazione delle matrici di output dell'optical flow e da una revisione della letteratura pertinente [46], [47].

Scala di riferimento per SSIM:

- -1: non c'è correlazione tra le immagini confrontate
- 0: le immagini non sono simili
- 1: le immagini sono uguali

Scala di riferimento per RMSE, MAE e MSE:

- Buono: inferiore a 0.5 pixel/frame
- Accettabile: 0.5 – 2 pixel/frame
- Valutabile: 2 – 5 pixel/frame
- Critico: oltre 5 pixel/frame

CAPITOLO 3

3. Risultati e Discussioni

Nel presente capitolo, saranno presentati i risultati di questo studio volto a confrontare le prestazioni dell'algoritmo di optical flow applicato a 22 video ecografici della fascia profonda, sfruttando le metriche di performance sopra descritte per verificare la sua attendibilità.

Inizialmente, verrà condotta un'analisi qualitativa per validare il metodo manuale, Verranno osservati i video ecografici e confrontati con le frecce generate dal flusso ottico, per confermare che la direzione e l'entità approssimano in modo soddisfacente il reale movimento. Dopodiché si passa all'analisi quantitativa. I dati stimati dal flusso ottico saranno confrontati con i dati di riferimento calcolati manualmente (*ground truth*). Questo passaggio è fondamentale in quanto valida l'algoritmo utilizzato, valutando la sua precisione ed accuratezza. Sono stati raccolti i dati sullo spostamento di 12 pixel in un video esperimento [Fig. 17], e calcolati gli errori tra i dati di riferimento e i dati stimati.

Successivamente, verrà validato il metodo di optical flow mediante la creazione dei video sintetici, ovvero sono stati confrontati i risultati ottenuti in output dal flusso ottico applicato ai video originali e ai video sintetici. Alla fine di ciascun processo di creazione, sono stati calcolati gli indici statistici per verificare la discrepanza tra i due insiemi di dati, ad esempio raccogliendoli in una tabella e presentandoli in un boxplot.

3.1. Validazione del metodo manuale

3.1.1. Ispezione qualitativa

Al fine di convalidare in modo completo l'algoritmo di flusso ottico per il calcolo automatico dello spostamento della fascia nei video ecografici, è stato condotto un confronto con la tecnica gold standard nella pratica clinica, ovvero la valutazione manuale.

Per quanto riguarda l'ispezione visiva qualitativa, si è proceduto a osservare dinamicamente lo spostamento della fascia attraverso i video, valutando attentamente se le frecce generate dall'optical flow indicassero coerentemente la direzione di tale spostamento.

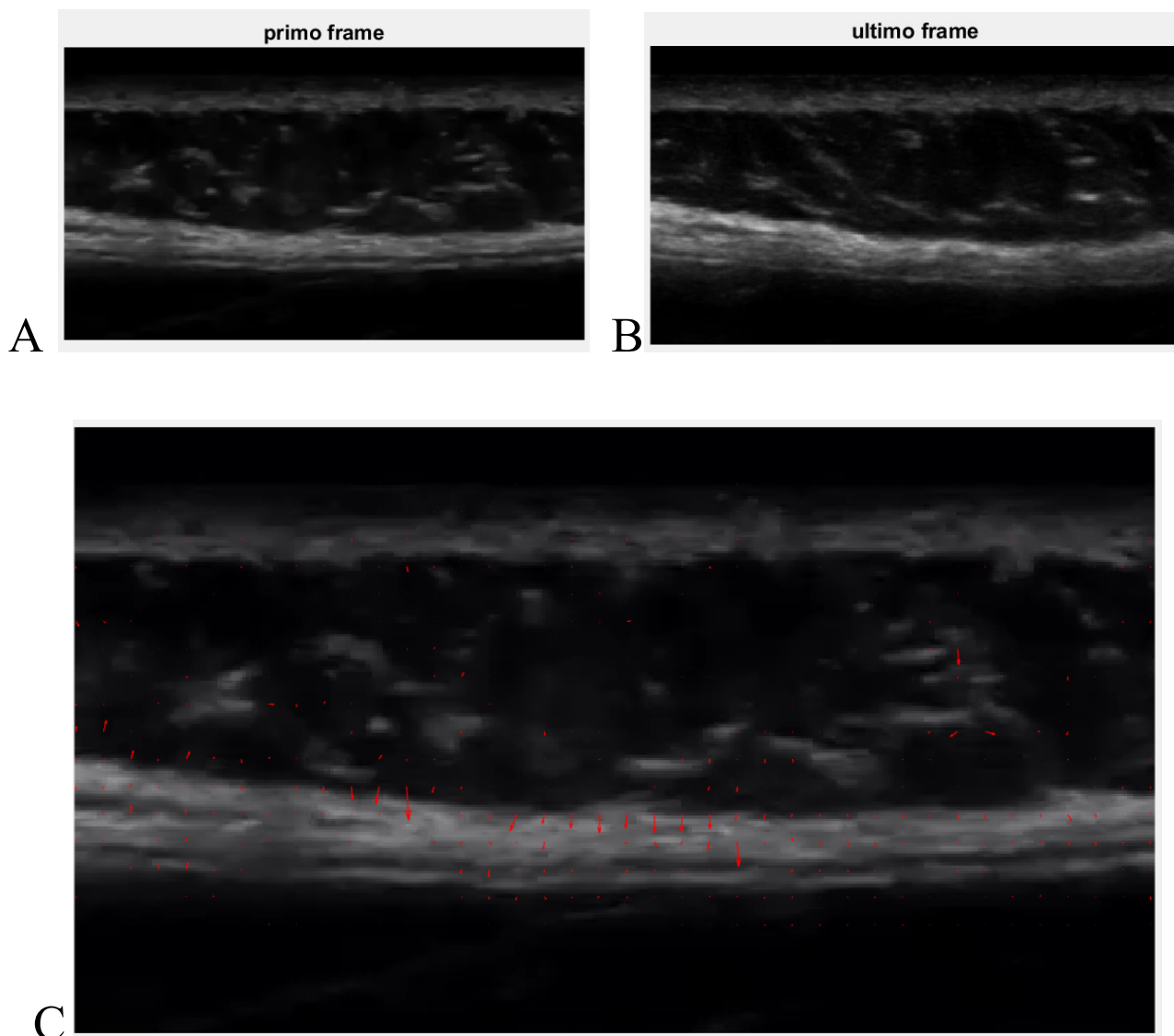


Figura 23: Confronto movimento effettivo con quello rilevato dall'optical flow. Video TLF_ROI7.mp4. Le immagini presentate illustrano il primo (A) e ultimo frame (B) della sequenza del video in esame, di durata 30 secondi. (C) raffigura un diagramma die vettori spostamento/velocità complessivi generati dal flusso ottico, che forniscono una stima dello spostamento dei pixel. Questi vettori sono rappresentati da frecce che indicano la direzione ed il punto di arrivo nell'ultimo frame.

Per una visualizzazione più dettagliata, è possibile concentrarsi su una specifica ROI del video, valutando attentamente se l'optical flow tracci accuratamente il movimento. In questo modo, è possibile esaminare in modo più approfondito la precisione dell'algoritmo nella stima del flusso ottico all'interno di regioni specifiche della sequenza video.

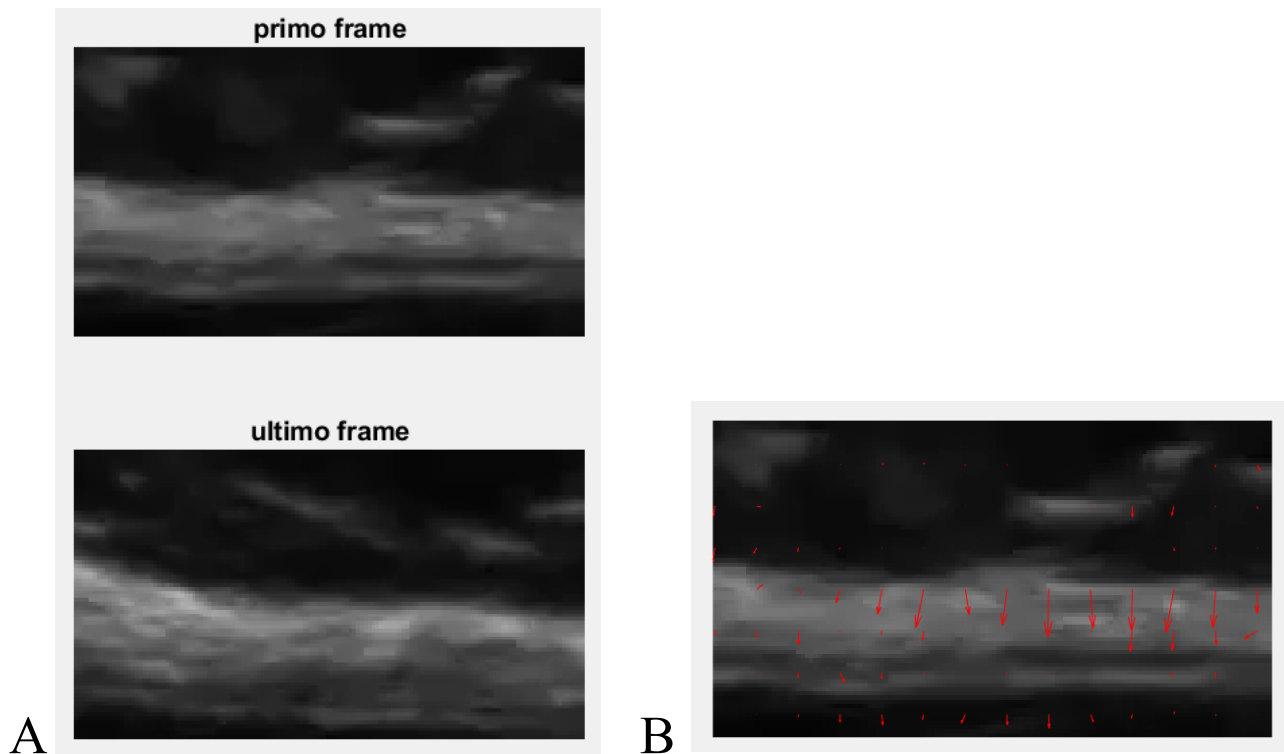


Figura 24: ROI e tracciamento del suo spostamento con l'optical flow. (A) ROI nel frame iniziale (B) ROI nel frame finale.

Come illustrato in (C), le frecce generate dall'algoritmo indicano chiaramente una direzione verso il basso. Questo è coerente con l'osservazione della regione specifica della fascia nel video, che manifesta un effettivo spostamento verso il basso dal primo all'ultimo frame. L'allineamento della direzione delle frecce con il movimento effettivo conferma la capacità dell'algoritmo nel tracciare approssimativamente il cambiamento di posizione nella ROI durante la sequenza temporale del video.

3.1.2. Ispezione quantitativa

Per quantificare la precisione e l'accuratezza, si passa all'analisi del ground truth. Come descritto nel capitolo 2, è stata calcolata la magnitude manualmente tra le coordinate dei pixel selezionati, comparandola con i valori all'interno della matrice di optical flow. In questo modo è stato eseguito un confronto tra dati di riferimento (ground truth) ed i dati stimati dal flusso ottico.

Di seguito sono riportati i calcoli per 12 pixel tracciati nel video esperimento in esame.

Tabella 3: Tracciamento delle coordinate di 12 pixel tra il frame 29 e 30.

COORDINATE INIZIALI	COORDINATE FINALI		MAGNITUDE MANUALE	MAGNITUDE OF
552 - 331	548 - 334		5.000	5.416
551 - 331	547 - 334		5.000	5.871
549 - 332	546 - 335		4.243	4..819
547 - 332	543 - 335		5.000	4.876
559 - 329	556 - 332		4.243	5.041
565 - 322	562 - 326		5.000	4.833
569 - 324	567 - 328		4.472	4.789
586 - 321	582 - 325		5.657	5.171
593 - 340	590 - 343		4.243	5.876
595 - 339	592 - 342		4.243	5.425
604 - 360	599 - 362		5.385	5.628
635 - 373	630 - 376		5.831	6.696

Come si può osservare dalla tabella, i valori calcolati manualmente (magnitude manuale) e quelli generati dall'optical flow (magnitude OF) sono simili ma non uguali.

In riferimento al grafico Bland-Altman, in Figura 39 ne è stata presentata la rappresentazione. Questo tipo di grafico è particolarmente utile quando si vogliono confrontare due metodi di misurazione per vedere se producono risultati simili e se ci sono eventuali tendenze sistematiche nei loro scostamenti.

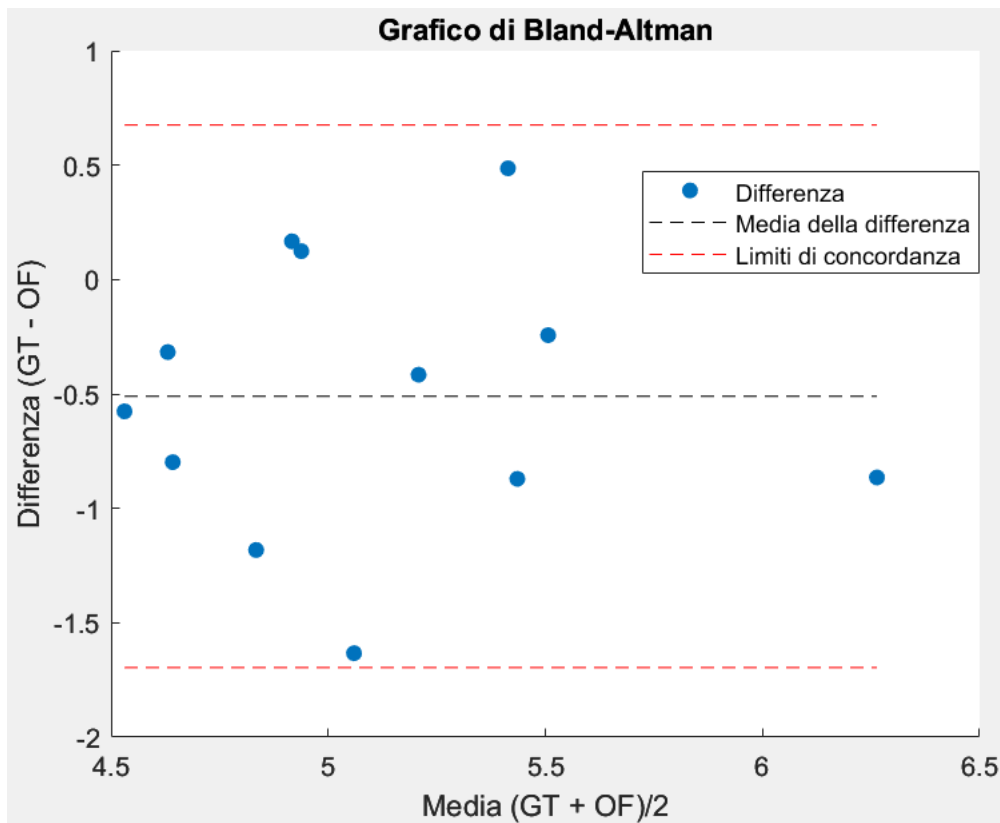


Figura 25: Grafico di Bland Altman. Sull'asse delle x sono rappresentati i valori medi delle due misurazioni, mentre sull'asse delle y le differenze tra le due misurazioni per ogni osservazione. Ogni punto sul grafico rappresenta un'osservazione singola. Le linee orizzontali tratteggiate (rosse) rappresentano gli intervalli di concordanza, indicando la variabilità accettabile tra le due misurazioni, mentre la linea centrale (grigia) rappresenta la media delle differenze tra le due misurazioni. Quindi se i pallini sono concentrati intorno alla linea centrale e all'interno degli intervalli di concordanza, suggerisce un buon accordo tra i due metodi di misurazione.

Nonostante l'analisi non sia statisticamente esaustiva a causa del limitato numero di punti considerati (12), la distribuzione uniforme dei punti vicini alla linea centrale e all'interno degli intervalli di concordanza suggerisce un buon accordo tra le due misurazioni. Questo indica una generale coerenza tra i due set di dati, indicando una concordanza accettabile tra GT (Ground Truth) e OF (Optical Flow). Questo risultato positivo costituisce una robusta indicazione della validità dell'algorithm di optical flow nella stima dei valori di spostamento.

Questa analisi è stata condotta per capire quali fossero i limiti nelle condizioni migliori, in modo da capire cosa ci si potesse aspettare al massimo da questo algorithm. E' risultato che l'algorithm stima in modo soddisfacente gli spostamenti compiuti all'interno di un video.

E' possibile quantificare gli errori per capire l'accuratezza dell'algoritmo nel tracciare i movimenti.

Tabella 4: MAE, MSE e RMSE tra i valori rilevati manualmente e quelli generati dall'optical flow.

MAE	MSE	RMSE
0.639	0.596	0.772

Gli errori riportati presentano dei valori accettabili nel range di scala di riferimento.

3.2. Validazione del metodo di Optical flow tramite creazione di video sintetici

Il risultato ottenuto dal processo di warping si manifesta come un video sintetico che cerca di emulare il video originale. Benché il tentativo di approssimazione sia soddisfacente, è cruciale rilevare la possibilità di differenze visive dovute agli errori derivanti dall'interpolazione lineare e dal fattore di scala.

Le valutazioni sono state divise in visive e statistiche.

3.2.1. Valutazione visiva della qualità del video sintetico

Di seguito sono riportati estratti raffiguranti il frame reale con il frame predetto iniziale e finale, al fine di poter osservare il risultato dal punto di vista meramente visivo. Poiché il frame 1 sintetico coincide con il frame 1 reale, per il confronto è stato scelto il secondo frame come frame iniziale. Ciascun esempio video presentato è composto da un totale di 61 frame.

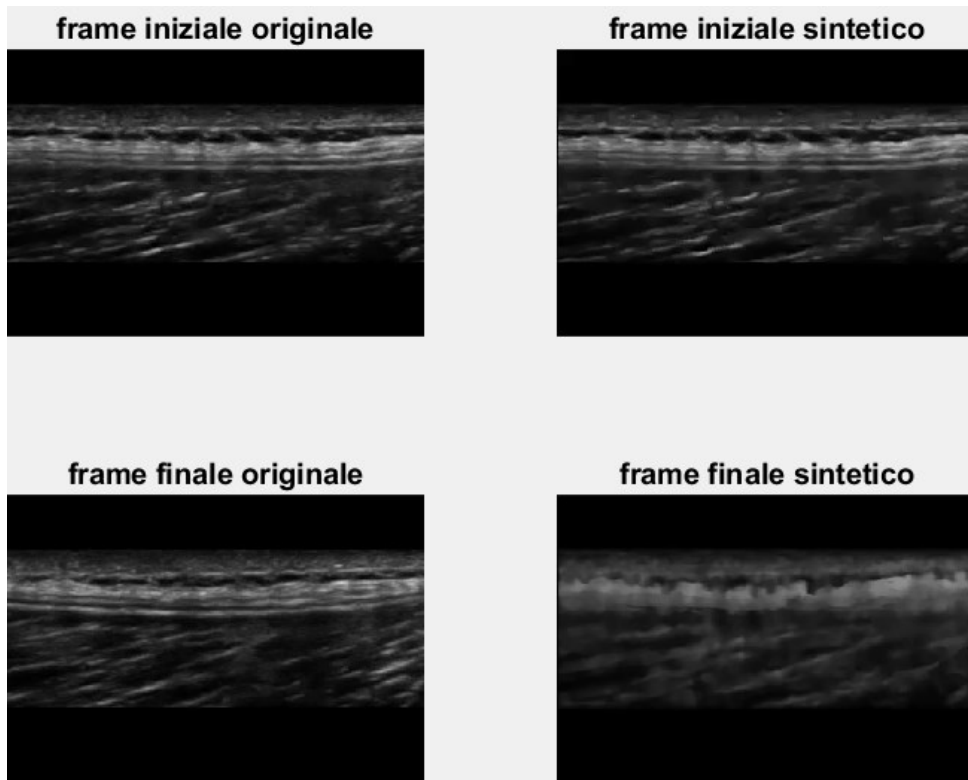


Figura 26: Estratto dal video TLF_ROI1.mp4.

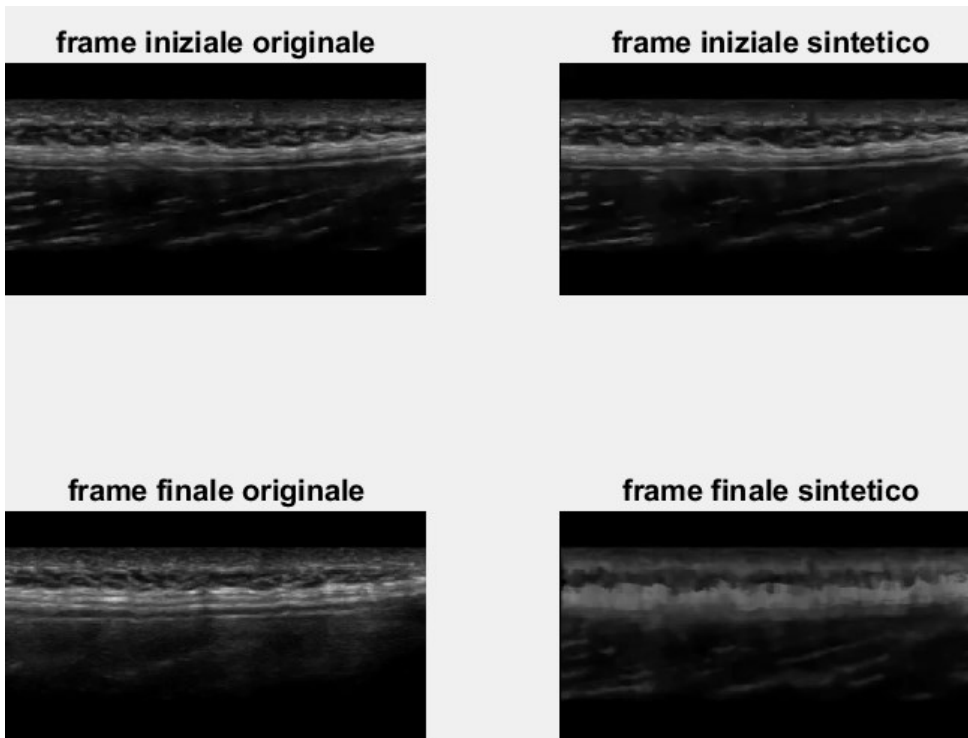


Figura 27: Estratto dal video TLF_ROI3.mp4.

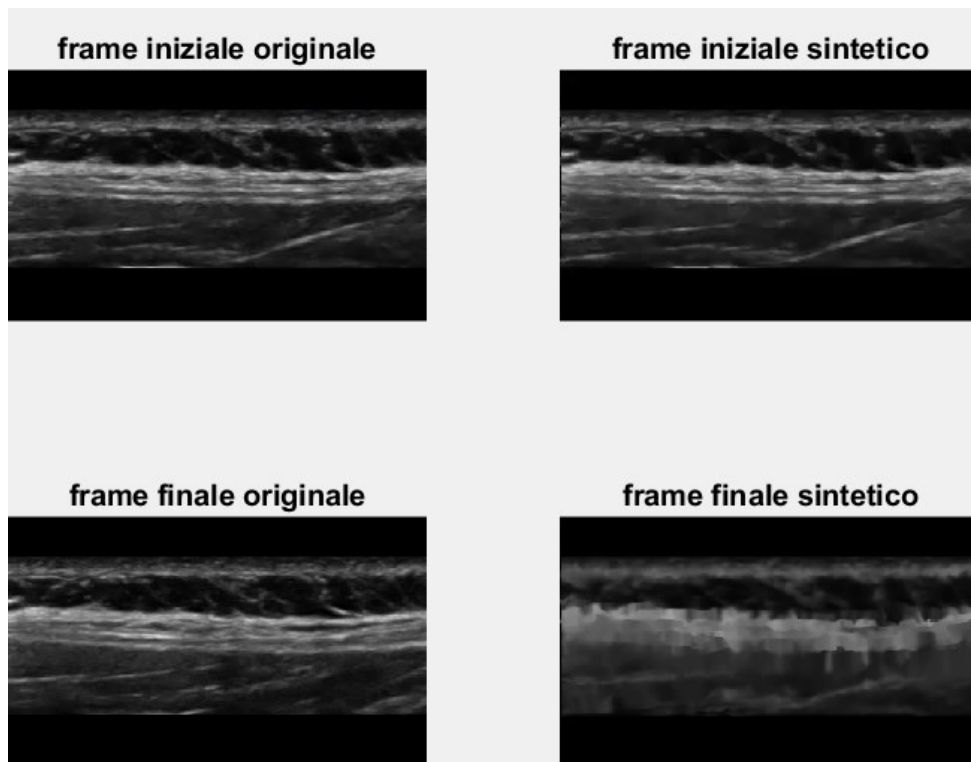


Figura 28: Estratto dal video TLF_ROI5.mp4.

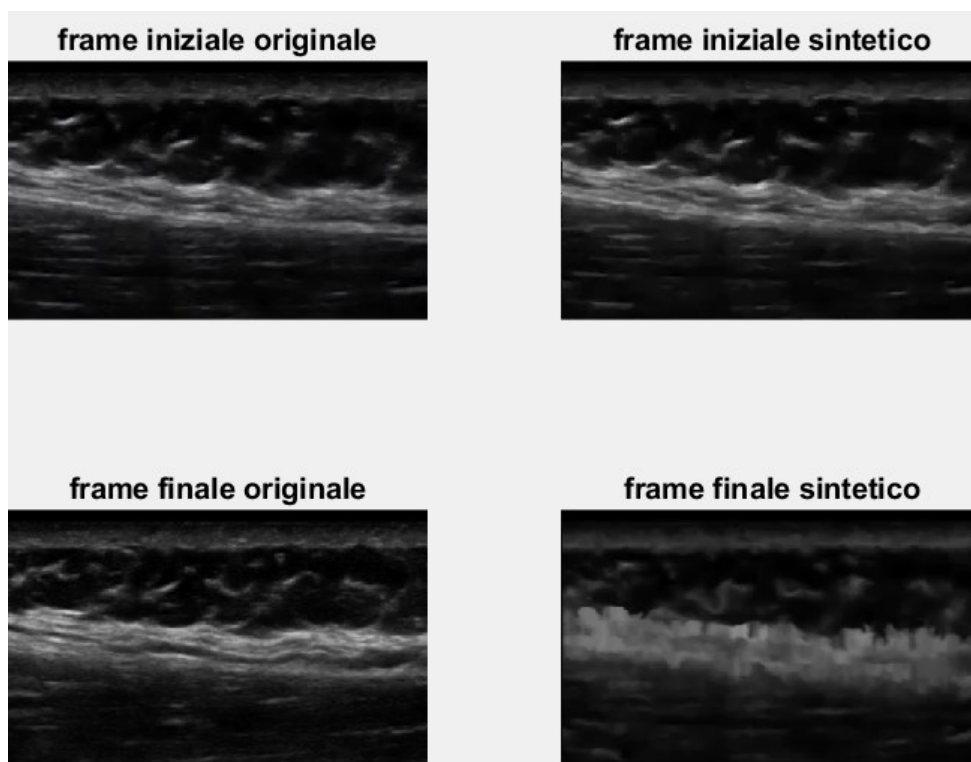


Figura 29: Estratto dal video TLF_ROI16.mp4.

Come evidenziato, la funzione `interp2` mostra inizialmente una notevole affidabilità nella ricostruzione del video sintetico. È possibile notare chiaramente che la fascia è ricostruita in modo distinto nella regione più luminosa dell'immagine, mentre le strutture anatomiche circostanti, come il muscolo, sono delineate in corrispondenza delle regioni più scure.

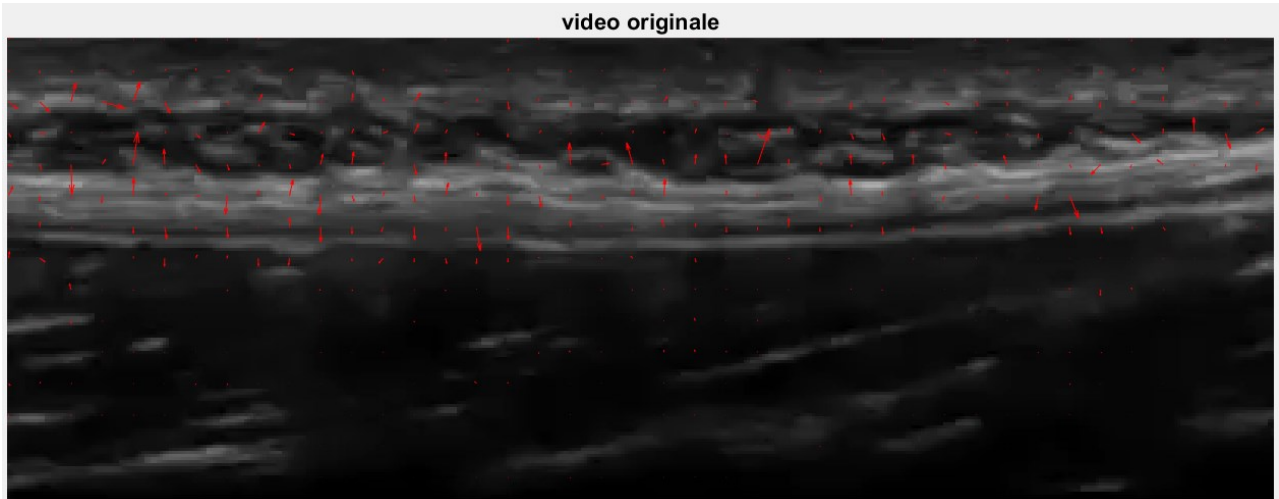
Inoltre, il video sintetico riesce a catturare i movimenti principali della fascia in modo convincente e verosimile nei primi frame del video ricostruito.

Tuttavia, con il progredire dei frame successivi, si verifica un accumulo di errori derivanti dall'interpolazione lineare. Questi errori diventano più evidenti negli ultimi frame, rendendo la fascia meno nitida.

In altre parole, sebbene il video sintetico rappresenti una buona approssimazione del video originale, emergono differenze visive, specialmente nei frame finali della sequenza, dovuti ad una propagazione dell'errore.

È stato possibile rappresentare graficamente anche i vettori di flusso ottico generati dai due video, attraverso la funzione *quiver* in Matlab. La lunghezza e la direzione di ciascuna freccia indicano rispettivamente la magnitudine e l'orientamento del flusso ottico nel punto corrispondente.

A



B

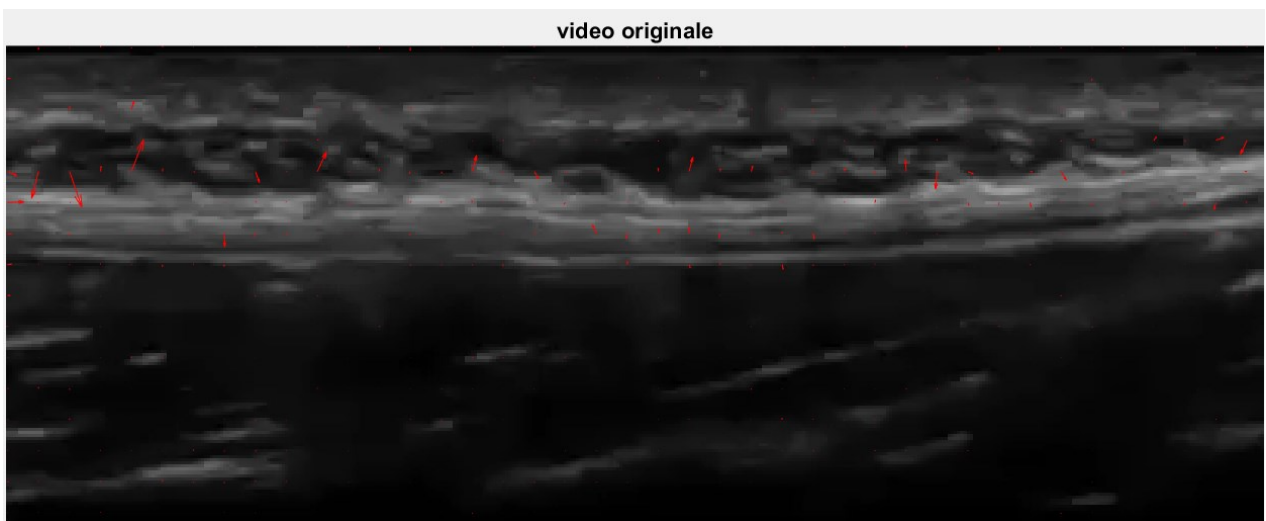
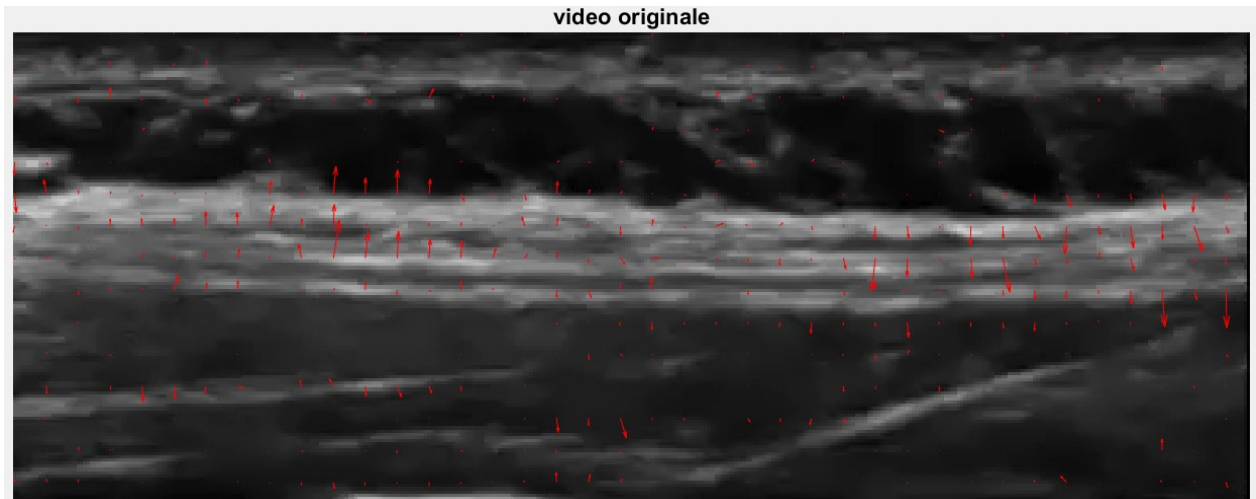


Figura 30: Quiver plot video TLF_ROI3.mp4.

A



B

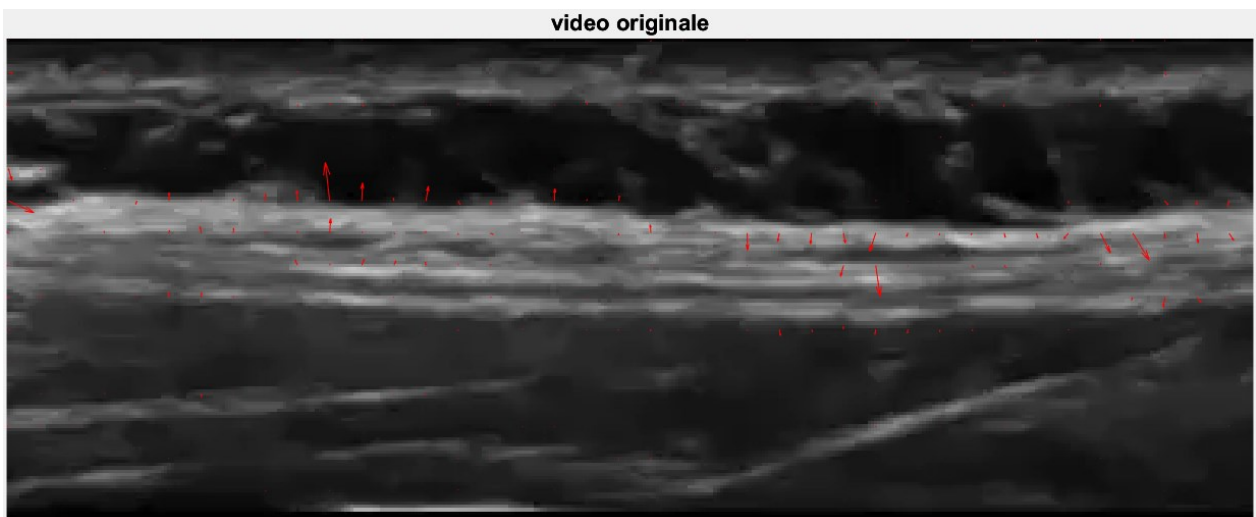


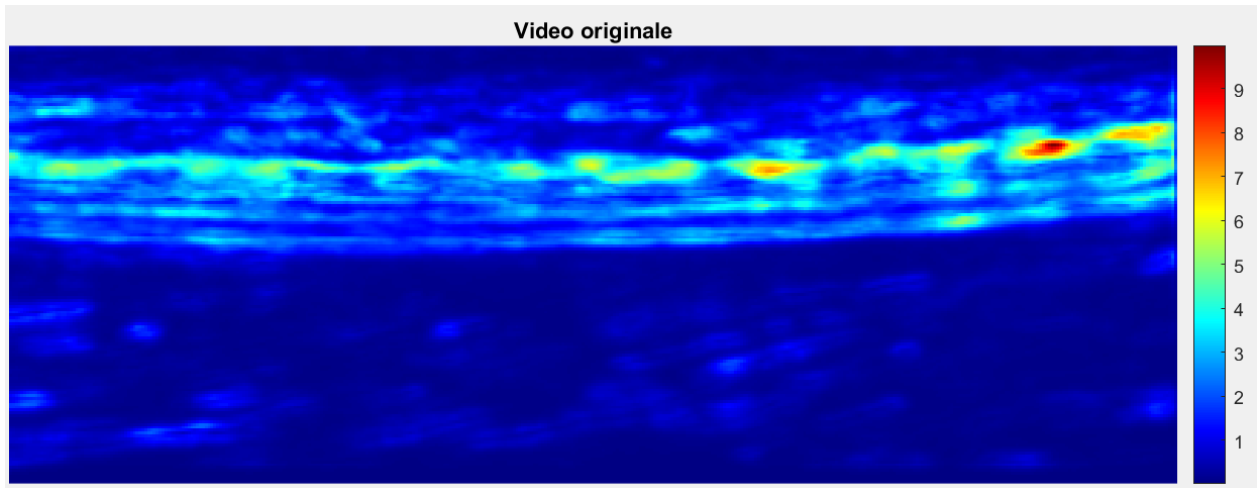
Figura 31: Quiver plot video TLF_ROI5.mp4.

Come si può notare, la densità delle frecce nei due video presenta notevoli differenze. Questa disparità potrebbe derivare dalla qualità inferiore del video sintetico rispetto a quello originale, influenzata dalle interpolazioni effettuate durante il processo di warping. Questa circostanza rende difficile all'algorithm replicare con precisione la complessità del movimento presente nel video originale.

Tuttavia, è interessante notare che, nonostante la bassa risoluzione del video sintetico che comporta difficoltà per l'optical flow nel tracciare tutti i movimenti, le frecce principali puntano nella stessa direzione e hanno entità simile a quelle presenti nel video originale. Ciò suggerisce che l'algorithm riesce a catturare i movimenti principali della regione di interesse.

Per confermare l'approssimata similarità degli spostamenti, è possibile condurre una valutazione visiva focalizzandosi sull'entità dei movimenti. Tale analisi viene effettuata attraverso l'osservazione delle figure seguenti.

A



B

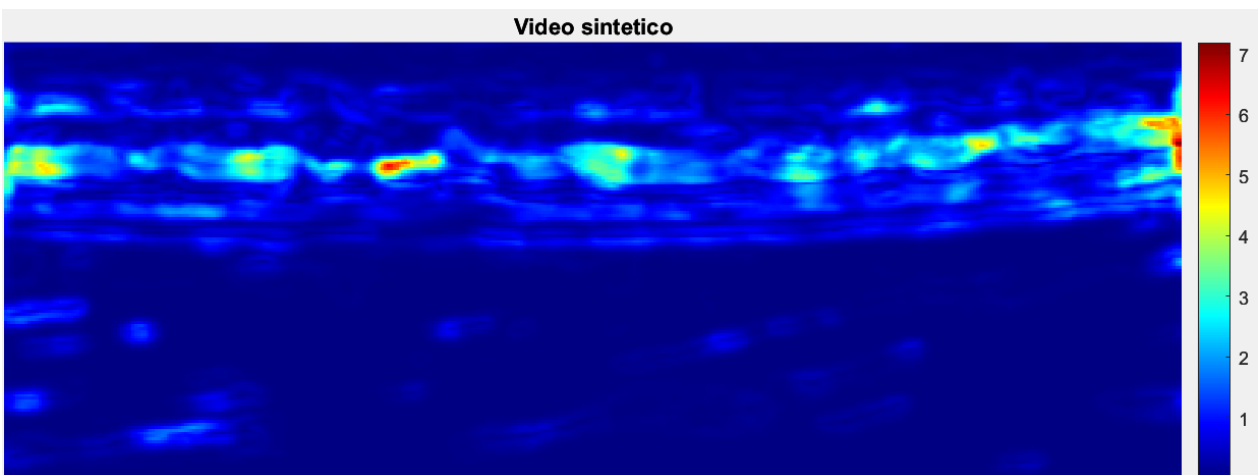
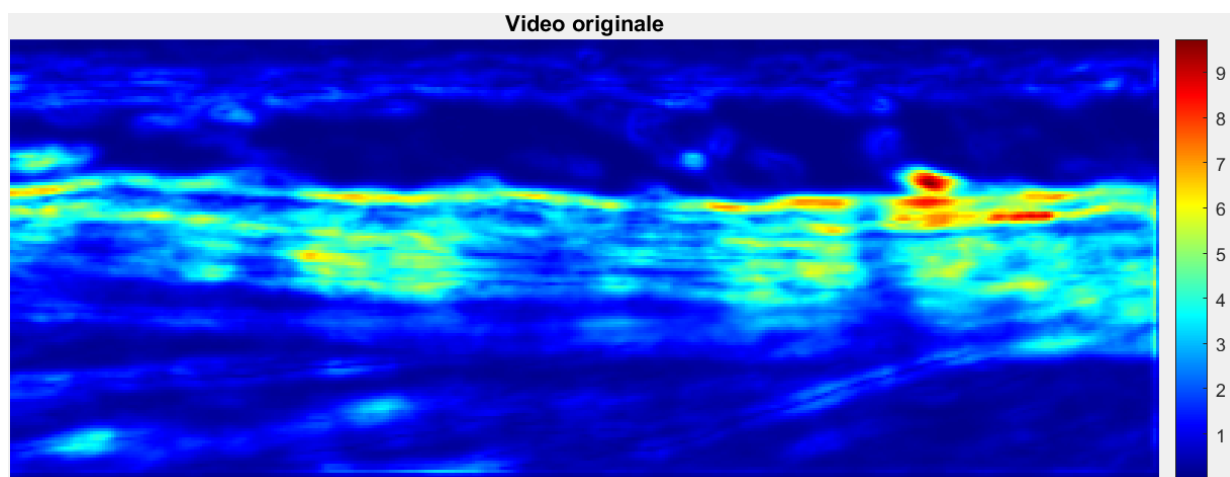


Figura 32: Jet colormap video TLG_ROI3.mp4.

A



B

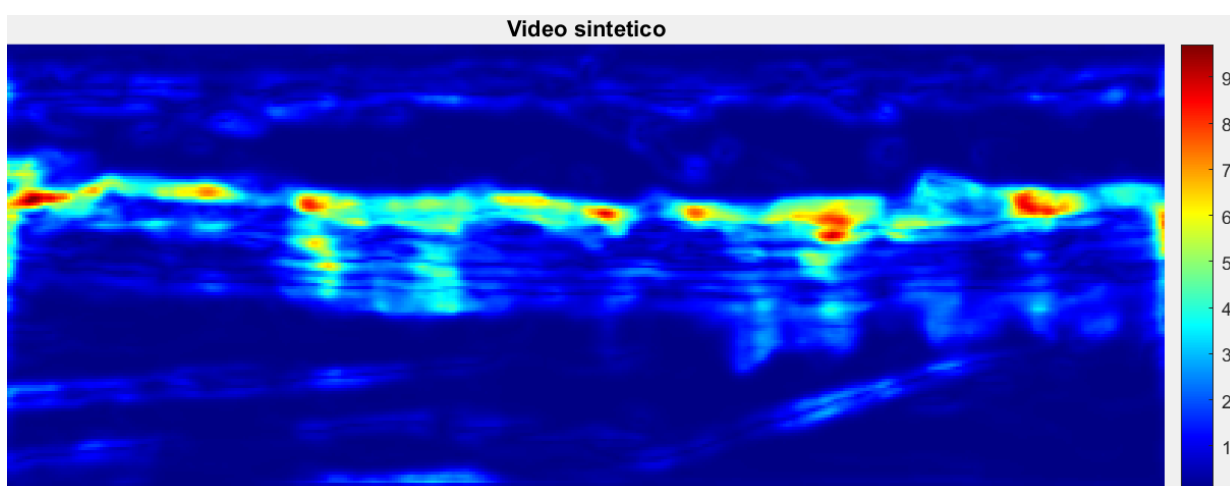


Figura 33: Jet colormap video TLF_ROI5.mp4.

Sono state riportate le visualizzazioni dei jet colormap medesimi video menzionati precedentemente, al fine di confermare le similitudini e differenze. In questa rappresentazione, è evidente come i video sintetici siano in grado di approssimare in modo accettabile il movimento espresso nei video originali. Le regioni più luminose presentano una significativa sovrapposizione, pur evidenziando alcune divergenze. Queste discrepanze potrebbero derivare dalla qualità dell'immagine o dagli errori accumulati nel tempo a causa dell'interpolazione effettuata. Tuttavia, il processo di ricostruzione video risulta complessivamente accettabile, soprattutto per la sua capacità di riprodurre fedelmente i movimenti della fascia.

3.2.2. Valutazione statistica della qualità del video sintetico

Questa fase è essenziale per fornire una valutazione obiettiva delle prestazioni dell'algoritmo e per determinare quanto fedelmente il video sintetico riproduca il video originale in termini quantitativi.

La prima analisi effettuata riguarda lo Structural Similarity Index (SSIM). Sono stati confrontati i frame 3 ed il 61 dei video originali con quelli dei video sintetici. I risultati ottenuti sono stati mediati per i 22 video ecografici della fascia, considerando la deviazione standard dell'errore.

Tabella 5: Confronto tra SSIM iniziale e finale.

SSIM iniziale medio	SSIM finale medio
0.931 ± 0.032	0.636 ± 0.054

Si nota che il SSIM iniziale medio, che si avvicina notevolmente al valore massimo di 1, è significativamente più elevato rispetto al SSIM finale medio. Questo suggerisce chiaramente che la disparità tra i due video tende ad aumentare man mano che si avanza verso la fase conclusiva. Tale osservazione sottolinea l'importanza di considerare l'evoluzione temporale nella valutazione della similarità strutturale e pone l'accento su dinamiche cruciali che possono emergere nel confronto tra i frame, specialmente verso la fine della sequenza.

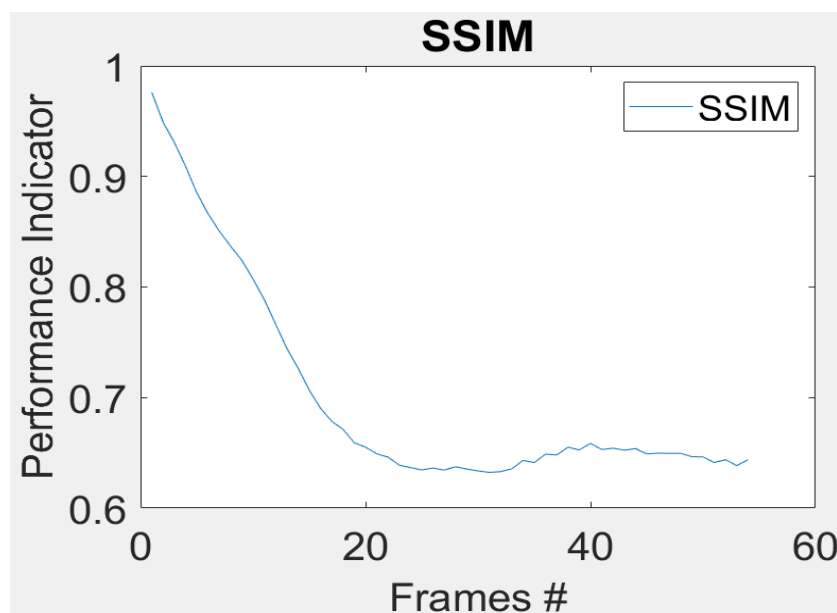


Figura 34: Evoluzione temporale del SSIM. Si osserva un decremento della similarità tra i due video all'avanzare dei frame.

Dall'analisi dell'Errore Quadratico Medio (MSE), Errore Assoluto medio (MAE) e dallo scarto quadratico medio (RMSE), applicati alle matrici di *Magnitude*, si sono estrapolati i seguenti valori:

Tabella 6: Confronto flow. *Magnitude* e *flow_sint. Magnitude*.

	MAE	MSE	RMSE
TLF_ROI1	0.552	0.429	1.345
TLF_ROI2	0.617	0.553	1.385
TLF_ROI3	0.508	0.433	1.283
TLF_ROI4	0.497	0.411	1.307
TLF_ROI5	0.737	0.802	1.842
TLF_ROI6	1.002	1.244	2.407
TLF_ROI7	0.495	0.539	1.276
TLF_ROI8	0.453	0.511	1.269
TLF_ROI9	0.605	0.960	1.649
TLF_ROI10	0.509	0.503	1.342
TLF_ROI11	0.513	0.394	1.249
TLF_ROI12	0.610	0.497	1.438
TLF_ROI13	0.584	0.467	1.351
TLF_ROI14	0.786	1.083	2.053
TLF_ROI15	0.765	0.797	1.687
TLF_ROI16	0.591	0.583	1.372
TLF_ROI17	0.446	0.223	1.003
TLF_ROI18	0.561	0.447	1.336
TLF_ROI19	0.702	1.011	1.885
TLF_ROI20	0.774	0.895	1.984
TLF_ROI21	0.979	1.185	2.240
TLF_ROI22	1.068	1.279	2.376

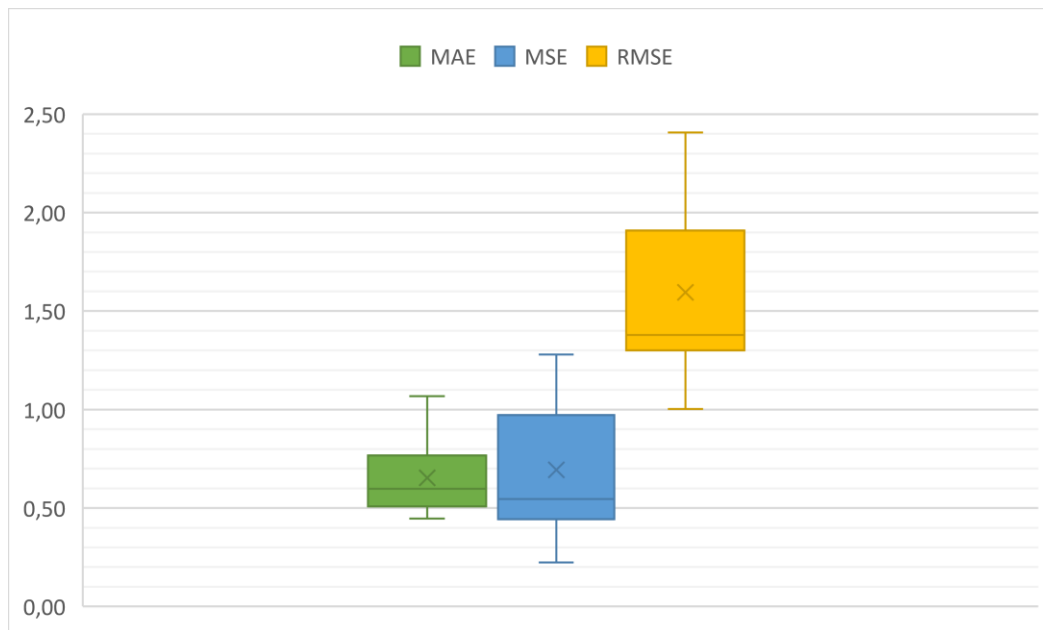


Figura 35: Boxplot degli indici MAE, MSE e RMSE.

Considerando la media e la deviazione standard di tutti i 22 video considerati:

Tabella 7: Media e deviazione standard di MAE, MSE e RMSE di tutti i video considerati.

MAE	MSE	RMSE
0.652 ± 0.180	0.693 ± 0.315	1.595 ± 0.404

Considerando la scala prestabilita di riferimento, i risultati si presentano promettenti, in quanto la tendenza generale dei valori è compresa tra lo 0.5 e i 2 pixel/frame, suggerendo che la ricostruzione dei video sintetici attraverso i vettori di flusso ottico non è eccellente ma accettabile.

Per individuare i video che potrebbero presentare maggiori errori, è stata inclusa un'ulteriore rappresentazione grafica mediante un grafico a barre. Questo grafico aggrega gli errori relativi ai 22 video esaminati, offrendo un'indicazione visiva dei livelli di accuratezza variabili tra i diversi video analizzati.

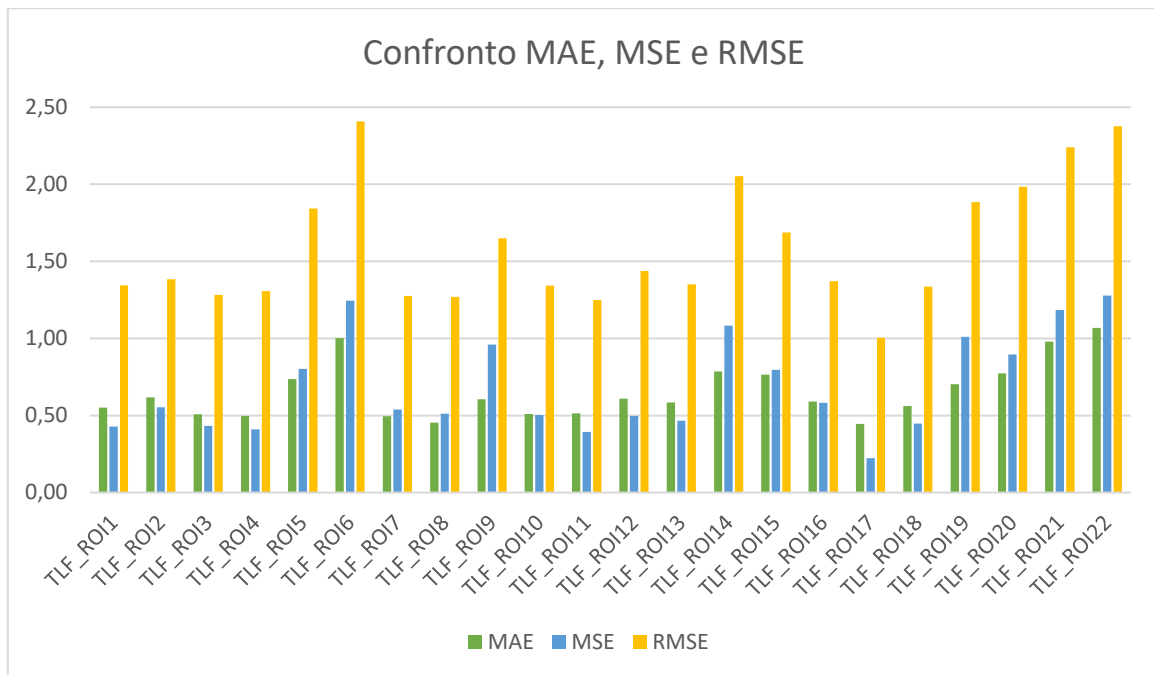


Figura 36: Grafico a barre con MAE, MSE e RMSE a confronto per i 22 video ecografici.

Il diagramma presentato evidenzia alcune disparità tra i video, poiché alcuni mostrano errori più significativi, un fenomeno che può essere attribuito a diversi fattori quali la velocità del video o variazioni sostanziali di luminosità, situazioni critiche per le quali l'optical flow presenta una maggiore sensibilità. È importante sottolineare che bruschi cambiamenti di velocità potrebbero generare flussi ottici più complessi, contribuendo ad errori più rilevanti durante il calcolo del flusso ottico. Allo stesso modo, variazioni improvvise della luminosità possono impattare sull'accuratezza del calcolo del flusso ottico, generando altresì errori più significativi.

Nonostante i valori ridotti di RMSE, MSE e MAE suggeriscano una notevole somiglianza tra le matrici di optical flow, l'analisi dei grafici sottolinea l'importanza di considerare ulteriori fattori che possono incidere sugli errori. Per esaminare questo aspetto in dettaglio, è essenziale esaminare come gli errori variano nel tempo, ossia durante l'intera durata del video. I valori dei tre indici sono stati visualizzati in un grafico a linee, consentendo l'osservazione della tendenza degli errori nel corso del tempo e la rilevazione delle fasi in cui gli errori sono maggiori. Sono stati considerati 54 frame di ciascun video, e considerando un FrameRate di 2, la durata del video era di 27 secondi.

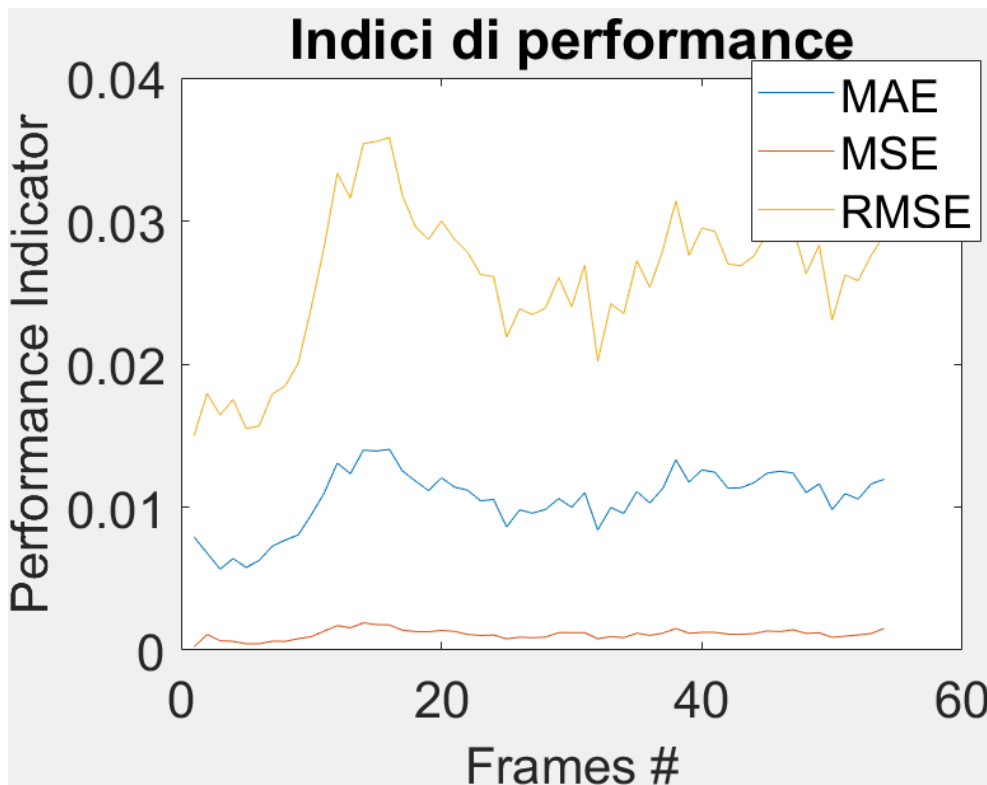


Figura 37: Grafico a linee che mostra andamento degli errori nel tempo.

Si può osservare che gli errori hanno due picchi principali, probabilmente dovuti alla ripetizione del movimento compiuto dai pazienti durante l'esame ecografico.

Questi dettagli offrono una comprensione più approfondita delle circostanze che influenzano la precisione dell'optical flow nel corso del video, consentendo una valutazione più accurata e dettagliata dei risultati ottenuti.

CAPITOLO 4

4. Conclusioni

Le metodologie attuali per la rilevazione delle disfunzioni muscolo-scheletriche, che fanno ampio uso dell'ecografia, sono intrinsecamente limitate, soprattutto a causa della dipendenza dall'operatore. L'obiettivo di questa tesi è stato fornire un valido strumento di supporto all'ecografia, permettendo una valutazione automatica dello scorrimento della fascia.

A tale scopo, è stato sviluppato un codice Matlab che implementasse un algoritmo di optical flow denso. A differenza di studi precedenti, incentrati sulla valutazione della rigidità muscolare del gastrocnemio e del tallone d'Achille, questo elaborato si è focalizzato specificatamente sulla fascia toracolombare e sul suo movimento, ad oggi non ancora presentato in letteratura.

In primis il fine della tesi è stato validare l'algoritmo di tracciamento automatico confrontandolo con la valutazione manuale qualitativa, considerata la tecnica gold standard in questo contesto. L'osservazione dinamica delle ROI di interesse nei video, insieme all'analisi della congruenza tra i vettori di optical flow e lo spostamento reale, ha confermato che le frecce cumulative finali approssimano in modo soddisfacente il movimento reale della fascia, sia in termini di direzione che di intensità.

Al fine di condurre un'analisi di valutazione quantitativa dell'optical flow, il calcolo manuale dello spostamento dei pixel è stato effettuato su un video prova, situazione migliore rispetto ai video ecografici considerati intrinsecamente complessi in quanto caratterizzati da una bassa qualità e dal rumore sale e pepe. I risultati ottenuti evidenziano un'accuratezza buona - accettabile rispetto alla scala di riferimento, con MAE, MSE e RMSE rispettivamente pari a 0.639, 0.596 e 0.772, dimostrando che l'optical flow mostra prestazioni soddisfacenti nella stima dei valori di spostamento rispetto ai dati di riferimento, e per questo si è rivelato un valido strumento per essere sperimentato nell'indagine ecografica.

La seconda fase dello studio ha focalizzato l'attenzione sul processo di warping, ovvero la creazione di video sintetici sfruttando i vettori di flusso ottico generati. Un confronto visivo e statistico tra i video originali della fascia e di quelli sintetici ha indicato che il procedimento di ricostruzione video è risultato accettabile per i primi frame della sequenza sintetica data una valutazione visiva fatta sulla qualità di questa ultima. Tuttavia, a causa dell'interpolazione e della scala applicata, i video sintetici

non sono identici a quelli originali. La valutazione della direzione e dell'intensità delle frecce dell'optical flow anche essa è risultata essere accettabile. L'analisi del SSIM mediato su tutti i frame dei 22 video ecografici ha riportato un valore iniziale e finale rispettivamente di 0.931 ± 0.032 e 0.636 ± 0.054 , sottolineando l'importanza di considerare l'evoluzione temporale degli errori che si accumulano durante il video, rendendo meno simili i frame finali sintetici con quelli originali, rispetto ai confronti eseguiti sui frame iniziali. Le metriche di performance mediate di MAE, MSE e RMSE, rispettivamente di 0.625 ± 0.180 , 0.693 ± 0.315 e 1.595 ± 0.404 , suggeriscono che i risultati rientano nel range di accettazione, ovvero 0.5-2 pixel/frame. La sensibilità del flusso ottico alla qualità delle immagini ed ai cambiamenti di luminosità sottolinea l'importanza di ridurre gli errori derivanti dall'interpolazione al fine di migliorare la precisione nella generazione di video sintetici.

In conclusione, si può affermare che l'optical flow è uno strumento promettente per sostituire la valutazione manuale attualmente impiegata per lo studio dei video ecografici, in modo da automatizzare il lavoro nella pratica clinica e diminuire la dipendenza dall'operatore, migliorando l'accuratezza nel processo di indagine clinica, al fine di intervenire con trattamenti personalizzati.

Pur emergendo da questo studio risultati promettenti, è importante considerare alcuni limiti sostanziali. La dimensione dei campioni analizzati (22 video) potrebbe compromettere la rappresentatività della popolazione, rendendo essenziale l'espansione del sample size per migliorare la precisione delle misure e la generalizzazione dei risultati. Un secondo aspetto critico è la limitazione della localizzazione anatomica dei video ecografici esclusivamente al livello L3, e l'omissione di regioni caudali potrebbe limitare la completezza delle osservazioni. Un ulteriore vincolo risiede nell'uso di una sola sonda ecografica, introducendo potenziali fonti di bias e limitando la variabilità nelle acquisizioni di immagini. Superare questo limite richiederebbe studi multicentrici con l'impiego di diverse sonde ecografiche, consentendo così di valutare la coerenza delle osservazioni indipendentemente dalla specificità della sonda utilizzata. Affrontare questi aspetti critici è cruciale per consolidare la validità e l'applicabilità dei risultati ottenuti.

Ricerche future potrebbero includere l'integrazione del codice alle apparecchiature ecografiche, riducendo così il problema della dipendenza dall'operatore ed automatizzando il processo di valutazione dei biomarcatori funzionali del mal schiena, quali il gliding. Questo consentirebbe ai medici di ottenere misurazioni più precise ed efficienti, migliorando il processo diagnostico e capirne di più sull'implicazione del sistema fasciale nelle disfunzioni muscolo-scheletriche.

Referenze

- [1] B. Bordoni, N. Mahabadi, and M. Varacallo, *Anatomy, Fascia*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2023.
- [2] L. Barni, "Il sistema fasciale: un sistema complesso di connessione." Accessed: Sep. 19, 2023. [Online]. Available: lucabarni.it/il-sistema-fasciale-un-sistema-complesso-di-connessione/
- [3] A. Gatt, S. Agarwal, and P. M. Zito, *Anatomy, Fascia Layers*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2023.
- [4] ADMIN, "Focus: quali sono le fasce muscoloscheletriche e come funzionano?" [Online]. Available: acsamedical.it/focus-quali-sono-le-fasce-muscoloscheletriche-e-come-funzionano/
- [5] L. Danise, "Fascia toraco-lombare." [Online]. Available: osteopataradanise.com/fascia-toraco-lombare/
- [6] F. H. Willard, A. Vleeming, M. D. Schuenke, L. Danneels, and R. Schleip, "The thoracolumbar fascia: Anatomy, function and clinical considerations," *Journal of Anatomy*, vol. 221, no. 6. pp. 507–536, Dec. 2012. doi: 10.1111/j.1469-7580.2012.01511.x.
- [7] E. J. Roseen *et al.*, "Association of Back Pain with Mortality: a Systematic Review and Meta-analysis of Cohort Studies," *Journal of General Internal Medicine*, vol. 36, no. 10. Springer, pp. 3148–3158, Oct. 01, 2021. doi: 10.1007/s11606-021-06732-6.
- [8] H. R. Casser, S. Seddigh, and M. Rauschmann, "Acute Lumbar Back Pain," *Dtsch Arztebl Int*, vol. 113, no. 13, pp. 223–233, Apr. 2016, doi: 10.3238/arztebl.2016.0223.
- [9] A. Pilat, *Myofascial induction. Pratical physical medicine approches to chronic pelvis pain and dysfunction*. 2011.
- [10] R. Ferlito, "FasciQ: concetto per il trattamento della fascia." [Online]. Available: <https://www.fisioterapiaitalia.com/blog/fasciq-concetto-per-il-trattamento-della-fascia/>
- [11] H. M. Langevin and K. J. Sherman, "Pathophysiological model for chronic low back pain integrating connective tissue and nervous system mechanisms," *Med Hypotheses*, vol. 68, no. 1, pp. 74–80, 2007, doi: 10.1016/j.mehy.2006.06.033.
- [12] H. M. Langevin *et al.*, "Ultrasound evidence of altered lumbar connective tissue structure in human subjects with chronic low back pain," *BMC Musculoskelet Disord*, vol. 10, no. 1, 2009, doi: 10.1186/1471-2474-10-151.
- [13] L. Meomartino, "Ultrasuoni ed ecografia: principi fisici e formazioni delle immagini." [Online]. Available: federica.unina.it/medicina-veterinaria/radiologia-veterinaria-e-medicina-nucleare/ultrasuoni-ecografia-principi-fisici-formazione-immagini/
- [14] Mozzone A and Pizzini A, "Ecografia: strumento indispensabile nella pratica del medico di medicina generale." Regione Piemonte, 2009.
- [15] "Ecografia: cos'è, come funziona e nuova metodologia." [Online]. Available: biomedicalue.it/ecografia-cose-funziona-nuova-metodologia/49469/
- [16] H. M. Langevin *et al.*, "Reduced thoracolumbar fascia shear strain in human chronic low back pain," *BMC Musculoskelet Disord*, vol. 12, 2011, doi: 10.1186/1471-2474-12-203.

- [17] F. Fusini *et al.*, “Real-time sonoelastography: principles and clinical applications in tendon disorders.”
- [18] M. S. Taljanovic *et al.*, “Shear-wave elastography: Basic physics and musculoskeletal applications,” *Radiographics*, vol. 37, no. 3, pp. 855–870, 2017, doi: 10.1148/rg.2017160116.
- [19] E. E. Drakonaki, G. M. Allen, and D. J. Wilson, “Real-time ultrasound elastography of the normal Achilles tendon: reproducibility and pattern description,” *Clin Radiol*, vol. 64, no. 12, pp. 1196–1202, Dec. 2009, doi: 10.1016/j.crad.2009.08.006.
- [20] B. Chen, H. Zhao, L. Liao, Z. Zhang, and C. Liu, “Reliability of shear-wave elastography in assessing thoracolumbar fascia elasticity in healthy male,” *Sci Rep*, vol. 10, no. 1, Dec. 2020, doi: 10.1038/s41598-020-77123-w.
- [21] X. Yu *et al.*, “Binary classification of non-specific low back pain condition based on the combination of B-mode ultrasound and shear wave elastography at multiple sites,” *Front Physiol*, vol. 14, 2023, doi: 10.3389/fphys.2023.1176299.
- [22] C. Cruz-Montecinos, M. Cerda, R. Sanzana-Cuche, J. Martín-Martín, and A. Cuesta-Vargas, “Ultrasound assessment of fascial connectivity in the lower limb during maximal cervical flexion: Technical aspects and practical application of automatic tracking,” *BMC Sports Sci Med Rehabil*, vol. 8, no. 1, Feb. 2016, doi: 10.1186/s13102-016-0043-z.
- [23] C. Cruz-Montecinos, A. González Blanche, D. López Sánchez, M. Cerda, R. Sanzana-Cuche, and A. Cuesta-Vargas, “In vivo relationship between pelvis motion and deep fascia displacement of the medial gastrocnemius: Anatomical and functional implications,” *J Anat*, vol. 227, no. 5, pp. 665–672, Nov. 2015, doi: 10.1111/joa.12370.
- [24] P. Hansen, P. Aagaard, M. Kjaer, B. Larsson, and S. P. Magnusson, “Effect of habitual running on human Achilles tendon load-deformation properties and cross-sectional area,” *J Appl Physiol*, vol. 95, no. 6, pp. 2375–2380, 2003, doi: 10.1152/jappphysiol.00503.2003.
- [25] L. Stenroth, J. Peltonen, N. J. Cronin, S. Sipilä, and T. Finni, “Age-related differences in Achilles tendon properties and triceps surae muscle architecture in vivo,” *J Appl Physiol*, vol. 113, pp. 1537–1544, 2012, doi: 10.1152/jappphysiol.00782.2012.-This.
- [26] J. Peltonen, N. J. Cronin, J. Avela, and T. Finni, “In vivo mechanical response of human Achilles tendon to a single bout of hopping exercise,” *Journal of Experimental Biology*, vol. 213, no. 8, pp. 1259–1265, Apr. 2010, doi: 10.1242/jeb.033514.
- [27] J. Bojsen-Møller *et al.*, “Differential displacement of the human soleus and medial gastrocnemius aponeuroses during isometric plantar flexor contractions in vivo,” *J Appl Physiol*, vol. 97, 1908, doi: 10.1152/jappphysiol.00084.2004.-The.
- [28] J.-Y. Bouguet, “Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm.”
- [29] M. Peolsson, B. Larsson, L. Å. Brodin, and B. Gerdle, “A pilot study using tissue velocity ultrasound imaging (TVI) to assess muscle activity pattern in patients with chronic trapezius myalgia,” *BMC Musculoskelet Disord*, vol. 9, 2008, doi: 10.1186/1471-2474-9-127.
- [30] Carnevali G and Rovelli F, “Rilevamento del moto mediante optical flow.” [Online]. Available: <https://spazioinwind.libero.it/microservo/documenti/Relazione4/documento.html>
- [31] E. Francomano and C. Macaluso, “Un algoritmo innovativo per il calcolo del flusso ottico.”

- [32] Cauli N, "Studio ed implementazione di un sistema basato sulle reti neurali per il calcolo della percezione attesa di flusso ottico," Università di Pisa, 2010.
- [33] S. Hwang, "Understanding Motion Estimation using Optical Flow Techniques." [Online]. Available: <https://medium.com/@sharco0212/understanding-motion-estimation-using-optical-flow-techniques-67a41d4c454f>
- [34] Marcomini A, "Riconoscimento di gesti: estensione a movimenti fini su spazi limitati. Teoria e implementazione," Università di Bologna, 2012.
- [35] "Optical Flow Estimate object velocities." 2006.
- [36] Sanna M, "Rilevamento di oggetti in movimento attraverso metodi basati sull'optical flow," Università degli studi di Cagliari, 2017.
- [37] "opticalFlowFarneback." 2015. [Online]. Available: <https://it.mathworks.com/help/vision/ref/opticalflowfarneback.html>
- [38] G. Farneback, "Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion," 2003.
- [39] A. Antonielli, G. D'Avico, and M. Paciscopi, "Flusso Ottico - Concetti generali e metodi di calcolo." [Online]. Available: https://www.allafinedelpalo.it/uploads/opticalFlow_presentazione.pdf
- [40] J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin, "Performance of Optical Flow Techniques," 1994.
- [41] A. Savio, "Test di normalità basati sulla funzione di verosimiglianza empirica," Università degli Studi di Padova, 2019. Accessed: Dec. 06, 2023. [Online]. Available: <https://core.ac.uk/download/pdf/227505092.pdf>
- [42] E. Miller, "Image Warping Matlab." [Online]. Available: https://www.ece.tufts.edu/en/74/10_warping.pdf
- [43] P. Datta, "All about Structural Similarity Index (SSIM): Theory + Code in PyTorch." Accessed: Nov. 27, 2023. [Online]. Available: <https://medium.com/srm-mic/all-about-structural-similarity-index-ssim-theory-code-in-pytorch-6551b455541e>
- [44] "Modelli di regressione a punteggio." [Online]. Available: https://help.qlik.com/it-IT/cloud-services/Subsystems/Hub/Content/Sense_Hub/AutoML/scoring-regression.htm#:~:text=dal%20valore%20effettivo.-,MSE,dal%20valore%20target%20al%20quadrato.
- [45] A. D'Agostino, "Valutazione delle performance di un modello di regressione." Accessed: Nov. 08, 2023. [Online]. Available: <https://www.diariodiunanalista.it/posts/valutazione-delle-prestazioni-di-un-modello-di-regressione/>
- [46] A. Singh and R. S. Verma, "Efficient Technique to Improve Image Quality in Natural Images," *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, vol. 8, no. 5, [Online]. Available: www.ijarcs.info
- [47] S. I. Popoola *et al.*, "Determination of neural network parameters for path loss prediction in very high frequency wireless channel," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 150462–150483, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2947009.
- [48] "Che cos'è la verità del suolo?" [Online]. Available: <https://readcoop.eu/it/what-is-ground-truth/#:~:text=Una%20definizione%20di%20base%20di,e%20l'altra%20un%20gatto>.

- [49] M. Zuliani, "Image Warping." [Online]. Available: <https://web.ece.ucsb.edu/~manj/ece178-Fall2008/ImageWarping>
- [50] "Cosa è l'interpolazione lineare." [Online]. Available: <https://www.ripmat.it/mate/n/na/naaa.html>